



COMITE PERMANENT INTER-ETATS DE LUTTE CONTRE LA SECHERESSE DANS LE SAHEL
PERMANENT INTERSTATE COMMITTEE FOR DROUGHT CONTROL IN THE SAHEL
COMITÉ PERMANENTE INTER-ESTADOS DE LUTA CONTRA A SECA NO SAHEL
اللجنة الدائمة المشتركة لمحاربة التصحر في الساحل



Centre Régional AGRHYMET

DÉPARTEMENT FORMATION RECHERCHE

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES POUR L'OBTENTION DU DIPLOME D'INGENIEUR EN
AGROMETEOROLOGIE

Promotion : 2021 – 2024

Présenté par : **Gracien DEDE**

Qualité et Valeur des Prévisions Saisonnières Agroclimatiques en Zone Soudano Sahélienne en Afrique de l'Ouest

Période : 15 aout au 31 janvier 2024

Soutenu le 12 février 2024, devant le jury composé de :

Président : Dr DIAWARA Hamidou, DFR/CRA

Membre 1 : Dr WAONGO Moussa, DFR/CRA

Membre 2 : Dr TINNI HALIDOU Seydou, DIR/CRA

Directeur de Mémoire : Mr Mandela C. M. HOUNGNIBO, Centre Régional Agrhymet

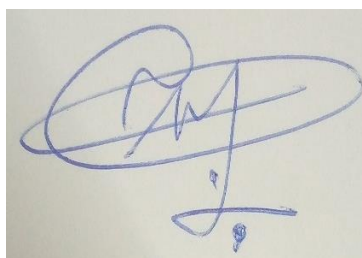
Maitre de Stage : Mme Lucie Namodji, Centre Régional Agrhymet

SECRETARIAT EXECUTIF: 03 BP 7049 Ouagadougou 03, Burkina Faso - Tél (+226) 25 37 41 25/26 - 25 49 96 00 - Fax (+226) 25 37 41 32 - Courriel: cilss.se@cilss.bf - www.cilss.bf
CENTRE REGIONAL AGRHYMET: BP 11011 Niamey, Niger - Tél (+227) 20 31 53 16 / 20 31 54 36 - Fax (+227) 20 31 59 79 - Courriel: admin@agrhyment.ne - www.agrhymet.ne
INSTITUT DU SAHEL : BP 1530 Bamako, Mali - Tél (+223) 20.22.21.48 / 20.22.30.43 / 20.22.47.06 - Fax : (+223) 20.22.78.31- Courriel : administration@insah.org - www.insah.org

Certification

Je soussigné DEDE Gracien, au numéro matricule IA/21/15, atteste que le présent document est mon propre travail pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur en Agrométéorologie promotion (2021- 2024), et qu'il ne contient aucun matériel ou travail d'une personne déjà soumis ou publié ailleurs, en dehors des travaux cités en bibliographie. Le contenu de ce mémoire n'engage en aucune manière le Centre Régional AGRHYMET et le CILSS.

DEDE Gracien

A handwritten signature in blue ink, consisting of a large, stylized 'D' and 'G' followed by a horizontal line and a small flourish.

Dépôt réalisé le, 31 janvier 2024

Dédicace

Je dédie ce document à mes très chers Parents, qui de près ou de loin m'ont toujours accompagné, soutenu, encouragé, protégé....

A ma défunte mère, Mme DEDE Pascaline née KPOSSATON

A ma petite fille, décédée après son accouchement au cours de ma formation

A tous mes amis qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite plus de succès.

Remerciements

Je formule toute ma gratitude au :

Comité Permanent Inter-États de Lutte contre la Sécheresse au Sahel (CILSS), au Centre Climatique Régional pour l'Afrique de l'Ouest et le Sahel (CCR-AOS) et à l'Union Européenne (UE) qui a financé cette formation dans le cadre du projet Intra ACP GFCS intitulé « Renforcement des capacités du Centre Climatique Régional pour l'Afrique de l'Ouest et le Sahel »

- **Professeur Atta Sanoussi**, Chef du Département Formation et Recherche (DFR), pour toutes les facilités qu'il a voulues nous accorder afin de faire de cette formation à ce jour un succès ;
- **Docteur Waongo Moussa**, Responsable de la filière Agrométéorologie et à son assistant, **M. Francisco Gomes** pour leurs appuis, leurs disponibilités et toutes les facilités qu'ils nous ont accordées tout au long de notre formation à ce jour ;
- Tout le personnel technique et scientifique du CCR-AOS et les professeurs vacataires qui n'ont pas ménagé d'effort pour la réussite de notre formation à ce jour ;
- Je remercie très sincèrement mon directeur de mémoire **Mr Mandela C. M. Hounnibo** pour avoir accepté enrichir ce travail de ses remarques de génie, malgré la préparation de sa thèse et les exigences liées à son poste.
- Mes remerciements vont également à l'endroit de **Mme Lucie Namodji et Mr Akonde François Xavier**. Merci pour les encouragements et vos assistances au cours de ces trois années. Dieu vous le rende au centuple ;
- **Mr Nakpon Kokou Marcellin**, Ex Directeur Général de METEO BENIN ;
- **Docteur Chédé Félicien**, Ex Directeur Général de METEO BENIN ;
- **Mr Kakpa Didier**, Directeur Général de METEO BENIN ;
- **Mr Akpovi Basile**, Chef service de la Climatologie et des changements climatiques ;
- **Mr Bessou Joseph** pour ces encouragements et ces conseils ;
- **Mme Sounoukè Valerie épouse Hounnibo** pour ces encouragements et son assistance jusque-là ;
- Nos remerciements s'adressent également à tout le personnel de METEO BENIN ;
- A mes Collègues de promotion, je tiens à vous remercier pour l'ensemble des rapports de collaboration et d'échange d'expérience que nous avons développés et entretenus tout au long de la formation.

A ma bien aimée Pascaline !

Table des matières

Certification.....	i
Dédicace	ii
Remerciements	iii
Liste des tableaux	vi
Liste des figures	vii
Sigles et Abréviations.....	ix
Résumé.....	xi
Abstract	xii
Introduction	1
1. Etat de connaissances.....	4
1.1. Définition de concepts	4
1.2. Production des prévisions saisonnières	5
1.3. Généralités sur les attributs d'évaluation des prévisions saisonnières	7
1.3.1. Mesures de qualité des prévisions saisonnières	8
1.3.2. Mesures de l'utilité et de la valeur économique des prévisions saisonnières	10
2. Matériel et Méthodes	15
2.1. Zone d'étude	15
2.2. Données	17
2.3. Outils	17
2.4. Méthodes	18
2.4.1. Critères de détermination des paramètres agroclimatiques.....	18
2.4.2. Méthodes de Digitalisation (Numérisation) des cartes de prévisions saisonnières probabilistes	19
2.4.3. Méthodes d'évaluation de la qualité des prévisions.....	20
2.4.4. Méthodes d'évaluation de la valeur des prévisions.....	26
2.4.5. Calcul de l'incertitude associée aux métriques d'évaluation des prévisions.....	27
3. Résultats	28

3.1.	Qualité des prévisions saisonnières des paramètres agroclimatiques.....	28
3.1.1.	Qualité des prévisions saisonnières pour les dates de début de saison	28
3.1.2.	Qualité des prévisions saisonnières pour les dates de fin de saison.....	31
3.1.3.	Qualité des prévisions saisonnières pour les séquences sèches de début de saison 34	
3.1.4.	Qualité des prévisions saisonnières pour les séquences sèches de fin de saison	37
3.2.	Valeur des prévisions des paramètres agroclimatiques	40
4.	Discussion.....	42
	Conclusion.....	45
	Bibliographie.....	I
	Annexes	VIII

Liste des tableaux

Tableau 1: Taux d'intérêt effectif des décisions basées sur les prévisions des paramètres agroclimatiques par année.....	41
--	----

Liste des figures

Figure 1: Carte de prévisions saisonnières des dates de début de la saison pluvieuse pour les régions Soudano-sahéliennes établies en avril 2019.	6
Figure 2: Zone d'étude et précipitation moyenne annuelle en Afrique de l'Ouest (Source des données : Période GPCC 1991-2020)	16
Figure 3: Régime pluviométrique de la zone d'étude de 1991-2020 (Source des données GPCC)	16
Figure 4: Réseau des stations pluviométriques utilisées dans l'évaluation des prévisions saisonnières en zone soudano-sahélienne (Source, AGRHYMET CCR-AOS, 2023).....	17
Figure 5: Les étapes de numérisation des cartes de prévisions saisonnières pour les zones Sahélienne et Soudanienne de l'Afrique de l'Ouest.....	19
Figure 6 : Diagrammes ROC sur Période 2014-2021 pour les prévisions saisonnières de dates de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest (PRESASS).....	28
Figure 7: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des dates de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour la période 2014-2021.....	29
Figure 8: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des dates de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour les trois catégories pour la période 2014-2021.....	30
Figure 9: Carte de RPS des prévisions saisonnières des DDS pour la période de 2014 à 2021 en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest.....	31
Figure 10: Diagrammes ROC sur Période 2014-2021 pour les prévisions saisonnières de dates de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest (PRESASS).	32
Figure 11: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des dates de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour la période 2014-2021.....	32
Figure 12: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des dates de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour les trois catégories. Période :2014-2021.....	33
Figure 13: Carte de RPS des prévisions saisonnières des DFS pour la période de 2014 à 2021, en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest.....	34
Figure 14: Diagrammes ROC sur Période 2014-2021 pour les prévisions saisonnières de séquences sèches de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest	

(PRESASS).....	35
Figure 15: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des séquences sèches de début de saison en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest pour la période 2014-2021.....	35
Figure 16: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des séquences sèches de début de saison en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest pour les trois catégories. Période :2014-2021.....	36
Figure 17: Carte de RPS des prévisions saisonnières des SSDS pour la période de 2014 à 2021, en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest.....	37
Figure 18: Diagrammes ROC pour les prévisions saisonnières de séquences sèches de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest pour la période 2014-2021.	37
Figure 19: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des séquences sèches de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest pour la période 2014-2021.....	38
Figure 20: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des séquences sèches de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest pour les trois catégories pour la période de 2014-2021.....	39
Figure 21: Carte de RPS des prévisions saisonnières des SSFS pour la période de 2014 à 2021, en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest.....	40

Sigles et Abréviations

ACMAD	African Center of Meteorological Applications for Development
AGRHYMET	Centre Régional de formation et Application en Agrométéorologie et en Hydrologie Opérationnelle
AOGCM	Atmosphere-Ocean General Circulation Model
BS	Brier score
CILSS	Comité Permanent Inter-États de Lutte contre la Sécheresse au Sahel
CCR-AOS	Centre Climatique Régional pour l’Afrique de l’Ouest et le Sahel
CDF	Fonction de Distribution Cumulative
CEPMET	Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme
C/P	Ratio Coût-Perte (“Cost-Loss ratio”)
CRA	Centre Régional AGRHYMET
CVM	Méthode d'évaluation contingente
DDS	Dates de Début de Saison
DFS	Dates de Fin de Saison
DIR	Département Information et Recherche
ENSO	El Niño-Southern Oscillation
FAO	Organisation des Nations Unies pour l’Alimentation et l’Agriculture
FAR	Nombre de Fausses Alertes
GFCS	Global Framework for Climate Services
GIEC	Groupe d’Experts Intergouvernemental sur l’Evolution du Climat
GPCC	Global Precipitation Climatology Centre
GROC	Score de Discrimination Généralisée
HSS	Hit Skill Score
JAS	Juillet-Août-Septembre.
MAO	Mousson Ouest Africaine
MEG	Modèles d’Equilibre Général
MÉTÉO BENIN	Agence Nationale de la Météorologie du Bénin
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OMM	Organisation Météorologique Mondiale
OIG	Organisations Inter-Gouvernementales
ONG	Organisations Non Gouvernementale

OP	Organisations Professionnelles
OCDE	Organisation de Coopération et de Développement Économiques.
PA	Probabilité Supérieure à la Normale
PB	Probabilité Inférieure à la Normale
PN	Probabilité Normale
POD	Probabilité de détection
PSC	Prévisions Saisonnières Climatiques
PRESAGG	Prévisions Saisonnières pour les zones côtières des pays du Golfe de Guinée.
PRESAO	Prévisions Saisonnières pour l'Afrique de l'Ouest
PRESASS	Prévisions Saisonnières pour les zones Soudaniennes et Sahéliennes
QGIS	Quantum GIS
RCOF	Regional Climate Outlook Forum
ROC	Relative Operating Characteristics
RPS	Ranked Probability Score
SMHN	Services Météorologiques et Hydrologiques Nationaux
SSDS	Séquences Sèches de Début de Saison
SSFS	Séquences Sèches de Fin de Saison
SST	Température de Surface de la Mer
TIE	Taux d'Intérêt Effectif
UE	Union Européenne
WCRP	World Climate Research Program
WTP	Willingness to Pay

Résumé

Les prévisions saisonnières sont l'un des services climatiques majeurs en Afrique de l'Ouest et au Sahel, pouvant soutenir la prise de décision et aider la société à faire face à la variabilité et au changement climatiques. L'objectif de cette étude est d'évaluer la qualité et la valeur économique des prévisions saisonnières des paramètres agroclimatiques en zone soudano-sahélienne. Pour ce faire, plusieurs métriques d'évaluation ont été définies afin de mesurer non seulement la qualité, mais également la valeur de ces prévisions. Parmi ces métriques, le Relative Operating Characteristics (ROC) et le score de discrimination généralisée (GROC) ont été utilisés pour mesurer les attributs de discrimination. Les composantes résolution et fiabilité du score d'ignorance ont permis d'évaluer les attributs de résolution et de fiabilité des prévisions. Le score de probabilité classé (RPS) a été employé en tant que score d'attributs multiples. Le taux d'intérêt effectif a été utilisé pour évaluer la valeur des prévisions agroclimatiques du PRESASS, en se focalisant sur l'intérêt économique, la discrimination, la fiabilité, l'acuité et la compétence. Les résultats de l'évaluation ont révélé que les prévisions PRESASS ont une bonne capacité de discrimination des catégories inférieures (ROC de 0,57) et supérieures à la normale (ROC de 0,61) pour les dates de début de saison. Elles présentent également une bonne capacité de discrimination pour les catégories inférieures à la normale (ROC de 0,595) et pour les dates de fin de saison. En début ou en fin de saison, les séquences sèches prévues dans la catégorie normale sont relativement bien discriminées, avec des valeurs ROC de 0,52 et 0,54 respectivement pour les séquences sèches de début de saison et les séquences sèches de fin de saison. Toutefois, les prévisions PRESASS pour les paramètres agroclimatiques montrent des résolutions et des fiabilités insatisfaisantes, pour l'ensemble des paramètres. Cependant, un résultat mitigé est observé pour le score d'attributs multiples (RPS) utilisé, avec des valeurs de égales de 45.3% pour les dates de début et fin de saison et de 46% pour les séquences sèches. Les décisions basées sur ces prévisions présentent dans l'ensemble des taux d'intérêt satisfaisants, en comparaison avec les prévisions se basant uniquement sur les prévisions climatologiques. Il convient de noter que la principale limite de cette étude réside dans la petite taille de l'échantillon disponible pour l'évaluation des prévisions saisonnières, même si une analyse d'incertitude basée sur le bootstrap a été effectuée pour indiquer la marge d'erreur sur le score de chaque métrique.

Mots clés : Qualité, valeur économique, Prévision saisonnière climatique, évaluation, zone soudano sahélienne.

Abstract

Seasonal forecasts are one of the major climate services in West Africa and the Sahel, capable of supporting decision-making and helping society to cope with climate variability and change. The objective of this study is to assess the quality and economic value of seasonal forecasts of agroclimatic parameters in the Sudano-Sahelian zone. To this end, several evaluation metrics were defined in order to measure not only the quality, but also the value of these forecasts. Among these metrics, the Relative Operating Characteristics (ROC) and Generalized Discrimination Score (GROC) were used to measure discrimination attributes. The resolution and reliability components of the Ignorance Score were used to assess the resolution and reliability attributes of the forecasts. Ranked probability score (RPS) was used as the multiple-attribute score. The effective interest rate was utilized to assess the value of the PRESASS agroclimatic forecasts, focusing on economic interest, discrimination, reliability, acuity and competence. The evaluation results revealed that the PRESASS forecasts have a good ability to discriminate lower (ROC 0.57) and higher than normal (ROC 0.61) categories for the beginning of the season. They also show a good discrimination ability for lower-than-normal categories (ROC of 0.595) and for the end of-season dates. In the beginning or end of the season, the dry sequences forecast in the normal category are relatively well discriminated, with ROC values of 0.52 and 0.54 for the dry sequences at the beginning and end of the season. However, PRESASS forecasts for agroclimatic parameters show unsatisfactory resolutions and reliabilities for all parameters. However, a mixed result is observed for the multiple attribute score (RPS) used, with equal values of 45.3% for the start and end dates of the season and 46% for the dry sequences. Decisions based on these forecasts generally present satisfactory interest rates, compared to forecasts based solely on climatological forecasts. It should be noted that the main limitation forecasts of this study lies in the small sample size available for the evaluation of seasonal forecasts, even though an uncertainty analysis based on bootstrap resampling was conducted to indicate the margin of error on the score of each metric.

Keywords: Quality, economic value, seasonal climate forecast, evaluation, Sudano-Sahelian zone.

Introduction

Une grande partie du continent africain est semi-aride, avec des précipitations qui varient considérablement d'une année à l'autre (Nicholson *et al.*, 2018). Le sixième rapport d'évaluation du Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) a indiqué que le changement climatique a réduit la croissance économique dans toute l'Afrique, creusant les inégalités de revenus entre les pays africains (GIEC, 2022). L'Afrique de l'Ouest a été identifiée comme un point chaud du changement climatique, avec un risque important d'augmentation du nombre de jours chauds, ce qui pourrait réduire les rendements et la production des cultures, avec des impacts sur la sécurité alimentaire (Shepard, 2019). En raison de son agriculture largement tributaire des précipitations, cette région est l'une des plus vulnérables aux changements climatiques (Jalloh *et al.*, 2017). Dans cette zone, l'économie des ménages dépend principalement de l'exploitation des ressources naturelles locales (OCDE/FAO, 2016). Les systèmes de production sont fortement influencés par l'évolution des caractéristiques de la saison des pluies, telles que les précipitations, les dates de début et de fin de saison, la durée de la saison, la séquence de sécheresse et le débit des cours d'eau. Au demeurant Dekoula *et al.* (2018) ont montré que ces propriétés des saisons ont un impact significatif sur la production agricole, forestière et animale, et par conséquent, sur la sécurité alimentaire et nutritionnelle des populations. Face à ces défis, la prévision climatique saisonnière est utilisée comme outil essentiel d'une stratégie optimale d'adaptation à la variabilité et au changement climatiques. En effet, la connaissance anticipée d'un démarrage précoce ou tardif de la saison des pluies, des quantités probables de pluies, et des niveaux des cours d'eau présente d'énormes avantages. Elle permet aux producteurs de faire des choix stratégiques (en termes d'espèces et de variétés de plantes à cultiver et d'investissements à entreprendre) et aux acteurs de la gestion des risques de catastrophes de prendre des dispositions adéquates pour minimiser les risques liés aux événements hydroclimatiques extrêmes.

Les Services Météorologiques Nationaux, le Centre Africain des Applications Météorologiques pour le Développement (ACMAD), le Centre Climatique Régional pour l'Afrique de l'Ouest et du Sahel (CCR-AOS), et d'autres institutions se sont réunis en 1998 à Bamako au Mali, pour lancer le processus de préparation des Prévisions Saisonnières (OMM, 1998), connu sous le nom de PRESAO (Prévisions Saisonnières pour l'Afrique de l'Ouest). Selon Hamatan *et al.* (2004), ce processus constitue une approche permettant d'anticiper le caractère climatique (sec ou humide) de la saison à venir, à travers la prévision

d'indices pluviométriques et hydrologiques. En 2014, le PRESAO a été subdivisé en deux forums sous-régionaux : les Prévisions Saisonnières pour les zones côtières des pays du Golfe de Guinée (PRESAGG ; ACMAD 2021) et les Prévisions Saisonnières pour les zones Soudaniennes et Sahéliennes (PRESASS ; ACMAD 2021).

Les informations diffusées dans ces forums revêtent une importance particulière pour les activités de divers secteurs, notamment le secteur agricole (Houngnibo *et al.*, 2023). Hammer *et al.* (2001) a montré que la prévision saisonnière climatique sert d'une grande aide aux décideurs agricoles en fournissant des informations utiles à l'amélioration des systèmes cultureux. Selon Jones *et al.* (2000), anticiper la qualité de la saison des pluies permettrait aux exploitants agricoles de prendre des décisions visant à atténuer les impacts indésirables et à profiter des conditions favorables prévues pour la saison. Les travaux de Sultan *et al.* (2010) ainsi que ceux de Roudier *et al.* (2012) ont démontré que les paysans peuvent tirer des bénéfices significatifs en termes d'augmentation de revenus et de réduction des risques grâce à la mise en œuvre des avis et conseils qui y sont liés.

Depuis la mise en œuvre du processus de prévision saisonnière en Afrique de l'Ouest, peu d'études ont été initiées pour évaluer leur performance globale. L'évaluation des prévisions est une composante essentielle du processus PRESAGG et PRESASS. Elle permet de vérifier la qualité des prévisions et d'évaluer le bénéfice obtenu grâce à l'utilisation des prévisions. Sans informations sur la qualité des prévisions (mauvaise ou bonne), il serait difficile que celles-ci soient prises en compte par les utilisateurs, mais aussi de les améliorer. Les principales études qui ont porté essentiellement sur l'évaluation de la qualité des prévisions saisonnières ont été entre autres celles de Hamatan *et al.* (2004), Chidzambwa et Mason (2008) et Hansen *et al.* (2011) avec moins de détails sur les métriques utilisées. Les études plus récentes ont été celles de Sultan *et al.* (2013), Bliefernicht (2019), Tinni *et al.* (2022) qui ont pris en compte non seulement la précision des prévisions mais aussi, la valeur ajoutée (économique) de l'utilisation de la prévision dans la prise de décision. Sultan *et al.* (2013) ont ainsi évalué les bénéfices de l'utilisation des prévisions saisonnières dans le domaine agricole dans quelques localités de l'Afrique de l'ouest à travers un modèle de cultures. Bliefernicht (2019), quant à lui s'est basé sur un modèle de décision coût-perte pour évaluer la valeur de l'utilisation des prévisions. Toutefois ces études à l'instar des études précurseurs dans l'évaluation des prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest n'ont pris en compte que les précipitations alors que d'autres paramètres comme les dates de début de saison, les dates de fin de saison, les séquences sèches de début et de fin de saison sont aussi prévues et leur prise en compte pourraient permettre de mieux cerner la

performance globale du système de prévision saisonnière en Afrique de l'Ouest. Par ailleurs, il faut préciser que l'essentiel des métriques utilisées par les précédentes études se sont focalisé sur la composante résolution et fiabilité du Brier score alors que Weijs *et al.* (2010) et Mason (2018) ont indiqué que le Brier score est plus robuste pour des prévisions probabilistes binaires que pour des prévisions multicatégorielles, telles que les prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest qui comprennent trois catégories.

Pour tenter de lever les limites constatées dans les études précédentes, nous avons entrepris de réaliser cette recherche dans le cadre de ce mémoire intitulé : "Qualité et valeur des prévisions saisonnières en Zone Soudano-Sahélienne en Afrique de l'Ouest".

L'objectif global de cette étude est de contribuer à l'amélioration du processus des prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest et au Sahel. Plus spécifiquement, l'étude vise à :

- Evaluer la qualité des prévisions saisonnières agroclimatiques en Zone Soudano-Sahélienne
- Evaluer la valeur économique des prévisions saisonnières agroclimatiques en Zone Soudano-Sahélienne

Ce document est structuré en quatre parties, encadrées par une introduction et une conclusion :

- La première partie est consacrée à la revue de littérature sur la thématique. Elle est consacrée à une étude bibliographique pour mieux comprendre le concept de la prévision saisonnière et son évolution en Afrique de l'Ouest et au Sahel ;
- La deuxième partie est dédiée aux méthodes et matériel utilisés pour conduire l'étude ;
- Les résultats et la discussion sont présentés respectivement dans la troisième et quatrième partie ;
- Enfin, il est fait une synthèse des principaux résultats issus de ce travail avec quelques perspectives de recherche dans la conclusion.

1. Etat de connaissances

1.1. Définition de concepts

1.1.1. Prévisions climatiques

Les prévisions climatiques sont des estimations de l'évolution future des conditions météorologiques sur des périodes s'étendant de quelques semaines à quelques mois. À la différence des prévisions météorologiques qui visent à prédire le temps à une date précise, elles se concentrent sur la probabilité de survenance de différentes situations climatiques. Elles sont largement utilisées pour diverses applications, notamment la planification des campagnes agricoles, la gestion des ressources en eau, la prévention des catastrophes naturelles, la planification énergétique, et les décisions d'adaptation au changement climatique. On note deux types de prévisions climatiques : les prévisions saisonnières et les prévisions sub-saisonnières (Ali *et al.*, 2023).

1.1.2. Prévisions saisonnières

Les prévisions climatiques saisonnières prédisent les aspects clés des saisons à venir, en utilisant les cumuls pluviométriques, les températures moyennes, le timing de la mousson, ainsi que les risques d'événements extrêmes tels que les vagues de chaleur et les fortes précipitations (Houngnibo *et al.*, 2022). Ces prévisions, généralement établies pour une durée de deux à quatre mois, exploitent l'influence des températures de surface de la mer (SST), qui évoluent lentement sur les circulations atmosphériques et l'humidité. En plus des caractéristiques climatiques, les prévisions saisonnières s'étendent aux aspects agronomiques et hydrologiques, notamment les dates de début et de fin de saison agricole, les rendements potentiels des cultures, les durées des périodes sèches, les débits des cours d'eau, ainsi que les risques d'inondation (Houngnibo *et al.*, 2023).

1.1.3 Incertitudes sur les prévisions climatiques et format probabiliste

Les prévisions du climat futur sont inévitablement entachées d'incertitude, que ce soit à l'échelle météorologique, climatique ou de changement climatique. Cette incertitude provient de diverses sources, telles que l'insuffisance des données d'observation météorologique dans certaines zones, les simplifications inhérentes aux modèles utilisés (qu'ils soient statistiques ou dynamiques), et l'incertitude entourant l'évolution des facteurs influençant le système climatique, comme les températures des surfaces océaniques. Notamment, les modèles climatiques peuvent ne pas prendre en compte certaines conditions locales en raison de leur

faible résolution spatiale. L'incertitude tend à augmenter avec l'horizon temporel de la prévision. Il est souligné que l'évaluation et la communication de l'incertitude sont cruciales pour déterminer la confiance à accorder aux prévisions. Dans ce contexte, les formats probabilistes sont utilisés comme une approche pratique pour communiquer efficacement l'incertitude associée aux prévisions.

1.1.4. Période de référence

La période de référence, essentielle en prévision saisonnière, revêt une importance cruciale pour définir les caractéristiques statistiques du climat de référence. Les évaluations de conditions excédentaires, normales ou déficitaires, ainsi que les probabilités climatologiques, sont toutes liées à cette période. Conformément aux recommandations de l'Organisation météorologique mondiale (OMM), la période de référence est généralement définie comme les 30 dernières années (Pfister *et al.*, 2005).

1.1.5. Terciles et prévisions probabilistes

Les terciles sont des valeurs qui divisent la série ordonnée du prédicand (par exemple, le cumul saisonnier de pluie) en trois parties égales, chacune contenant 33% des données. Ces parties, également appelées classes ou catégories, sont déterminées à partir des données de la période de référence. Les prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest adoptent fréquemment le format catégoriel des "terciles", présentant les prévisions de manière probabiliste. Les probabilités attribuées indiquent le pourcentage de chance associé à chaque classe ou catégorie de tercile pour la saison à venir (figure 1).

1.2. Production des prévisions saisonnières

Les prévisions saisonnières sont produites régulièrement dans plusieurs centres météorologiques opérationnels à travers le monde (Ogallo *et al.*, 2008). Les centres météorologiques mondiaux tels que le European Center for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF) et la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) utilisent des modèles dynamiques couplés de circulation océan-atmosphère (AOGCM) avec des résolutions allant de 0,25° à 2° pour produire un climat saisonnier futur (Houngnibo *et al.*, 2023).

En Afrique de l'Ouest, depuis 2012 le Centre Climatique régional pour l'Afrique de l'Ouest et le Sahel (AGRHYMET CCR-AOS) joue le rôle de coordinateur régional des prévisions saisonnières des caractéristiques AgroHydroClimatiques. Il facilite le soutien aux services

météorologiques et hydrologiques nationaux (SMHN) de la région via l'organisation de forums régionaux sur les perspectives climatiques (RCOF). Ces forums, anciennement appelés prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest (PRESAO), ont été subdivisés en deux catégories, à savoir les prévisions saisonnières pour la région soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest (PRESASS) et les prévisions saisonnières pour les pays du Golfe de Guinée (PRESAGG). Cette subdivision prend en compte les régimes pluviométriques distincts entre le Golfe de Guinée et les régions soudano-sahéliennes de l'Afrique de l'Ouest.

Le PRESAGG RCOF, se déroulant généralement dans la seconde quinzaine de février, fournit des prévisions saisonnières de précipitations pour la première phase de la mousson (mars-mai, avril-juin). D'autre part, le PRESASS RCOF, ayant lieu fin avril, offre des prévisions saisonnières de précipitations pour le pic de la mousson (juin-août, juillet-septembre). La procédure de prévision implique une combinaison d'approches objectives et subjectives. Les SMHN utilisent des techniques statistiques telles que l'analyse de corrélation canonique et la régression linéaire multiple, tandis que des techniques subjectives, basées sur l'expertise de climatologues, sont également employées pour l'harmonisation régionale, permettant de définir les zones d'anomalies de précipitations et d'attribuer des probabilités de prévision aux catégories supérieures à la moyenne, moyennes et inférieures à la moyenne (Houngnibo *et al.*, 2023). Nous présentons à la figure 1 un exemple de carte de prévision saisonnière pour les dates de début établie pour l'année 2019 pour les régions soudano-sahéliennes.

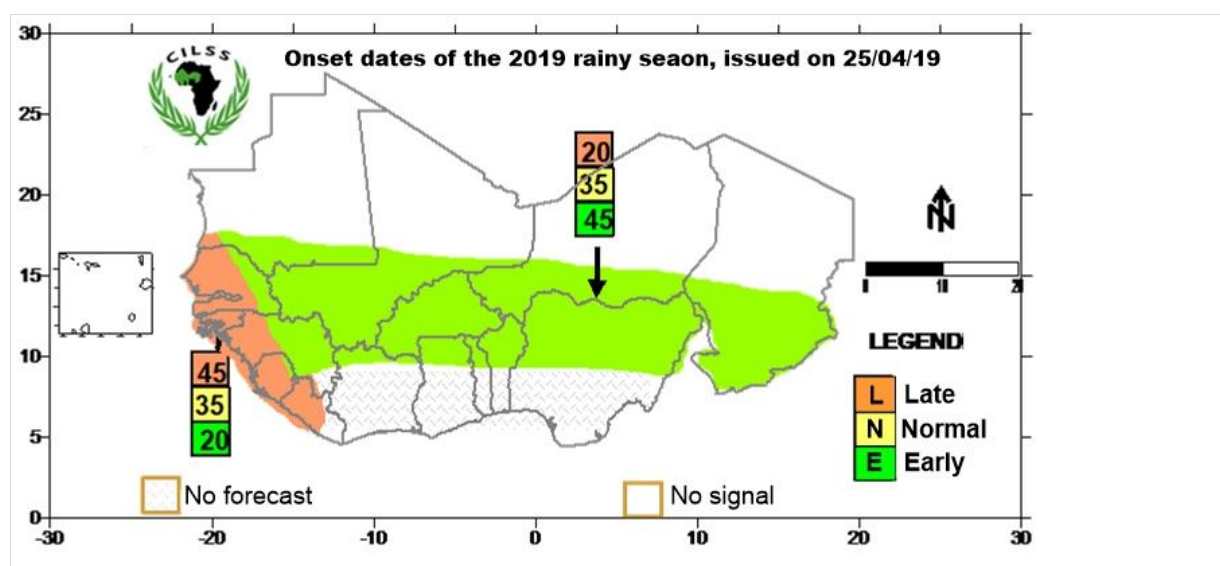


Figure 1: Carte de prévisions saisonnières des dates de début de la saison pluvieuse pour les régions Soudano-sahéliennes établies en avril 2019.

La communauté scientifique a alors développé un cadre indépendant d'évaluation des prévisions probabilistes. L'amélioration de ces prévisions et des bénéfices potentiels des utilisateurs devra donc passer par la vérification de la qualité des prévisions ainsi que l'évaluation du bénéfice obtenu grâce à l'utilisation des prévisions.

1.3. Généralités sur les attributs d'évaluation des prévisions saisonnières

La phase technique du processus PRESAGG et PRESASS débute par l'évaluation de la prévision de l'année précédente : c'est l'évaluation annuelle des prévisions. Elle permet de comparer chaque année les prévisions élaborées aux observations. Elle donne un aperçu aux utilisateurs des gains en termes de choix se basant sur les prévisions. À l'issue de plusieurs années d'élaboration des prévisions saisonnières, il est procédé à une évaluation quinquennale de la qualité, de la valeur du processus. Cela consiste à prendre en compte une série de prévisions saisonnières et à utiliser des métriques (scores) de mesure de performance pour évaluer leur qualité et leur valeur économique.

Dans son étude Singla (2012) a retenu et utilisé dans un premier temps les scores déterministes et dans un second temps les scores probabilistes pour évaluer les prévisions. Ces scores sont : l'écart quadratique moyen, la dispersion, les corrélations temporelles et spatiales, le critère de Nash, le Brier Score et sa décomposition ainsi que le Brier Skill Score lors de la comparaison de deux ensembles, les taux de succès, les fausses alertes et non prévision, les courbes de ROC et diagramme de Talagrand pour l'évaluation. Cette approche évalue implicitement la performance globale de tout le processus de prévision et est appelée évaluation de la performance globale des différentes prévisions élaborées.

Les attributs d'une bonne prévision peuvent être classés en deux catégories : celles évaluant la qualité et la performance, et celles évaluant l'utilité et la valeur.

La qualité pour Murphy (1993), englobe la fiabilité, la précision et la performance globale, évaluées à travers des attributs tels que la résolution, la discrimination, la fiabilité, l'acuité et la compétence. La résolution examine si la fréquence réelle d'une catégorie change avec les probabilités de prévision. La discrimination évalue si les probabilités de prévision sont plus élevées lorsque la catégorie est observée, tandis que la fiabilité vérifie si les fréquences observées correspondent aux probabilités de prévision. L'acuité mesure la dispersion des probabilités de prévision, indiquant la confiance du prévisionniste. La compétence est une mesure comparative, évaluant si un ensemble de prévisions est meilleur qu'un autre, utilisant souvent les probabilités climatologiques comme référence. Ces caractéristiques

pour Lauret *et al.* (2019), sont cruciales pour évaluer les prévisions probabilistes, et d'autres métriques, telles que le Relative Operating Characteristics (ROC), le score de discrimination généralisé (D ou GROC), le score Brier et le score de probabilité classé (RPS), sont utilisées dans le processus de vérification. Les scores tiennent compte de facteurs tels que la discrimination, la résolution et la fiabilité. Les prévisions climatologiques peuvent être intégrées pour évaluer la performance des prévisions par rapport à la meilleure information disponible en l'absence de prévisions. Cependant, la communication attentive de ce que la comparaison révèle sur la qualité des prévisions est essentielle.

L'utilité fait référence au caractère pratique de la prévision pour la prise de décision et est déterminée par sa capacité à fournir des informations exploitables, permettant aux utilisateurs de prendre des décisions éclairées et d'allouer efficacement les ressources.

La valeur, quant à elle, évalue les avantages découlant de l'utilisation de la prévision. Cela dépend de facteurs tels que l'exactitude, la rapidité, les besoins spécifiques des utilisateurs et les avantages économiques, sociaux ou environnementaux potentiels résultant d'une prise de décision éclairée.

La mise en œuvre de ces procédures dépend de données d'observation cohérentes et homogènes.

1.3.1. Mesures de qualité des prévisions saisonnières

La qualité des prévisions est par nature un concept multidimensionnel selon Katz et Murphy (1997). La qualité de la prévision n'est pas une simple quantité binaire. Elle n'est pas non plus une simple quantité univariée. Les prévisions sont qualifiées de probabilistes et se distinguent des prévisions déterministes qui sont des valeurs spécifiques sans indications d'incertitude. Les prévisions probabilistes ne peuvent jamais être fausses tant que les probabilités sont différentes de 0. La question de savoir comment évaluer la qualité générale des prévisions probabilistes est un sujet de recherche actuel dans la communauté des prévisions météorologiques (Roulston et Smith, 2002). Pour Tall *et al.* (2018), la qualité des prévisions saisonnières doit d'abord être évaluée avant l'étude d'impact des informations liées au climat sur les utilisateurs finaux. Des fausses prévisions climatiques peuvent avoir des effets néfastes sur les moyens de subsistance des agriculteurs et sur l'économie des ménages. Pour évaluer la qualité des prévisions probabilistes, la littérature scientifique a proposé également, des outils spécifiques. Bien que certains outils de vérification des prévisions déterministes puissent être interprétés du point de vue probabiliste, en considérant qu'une variable cible ou X suit une loi de Fonction de Distribution Cumulative (CDF) et Q inconnue, ils ne sont pas

utilisables pour évaluer une prévision probabiliste Le Gal La Salle (2021).

La qualité des prévisions est généralement fonction de la situation géographique, de la saison prévue, du délai de prévision et du système de prévision lui-même. Certaines mesures de la qualité des prévisions, comme la fiabilité, peuvent nécessiter un processus d'agrégation sur une zone géographique étendue qui permette d'obtenir un échantillon adéquat. De même, on fait parfois la moyenne des mesures de la qualité des prévisions en fonction de la zone géographique considérée de la saison cible et/ou du délai de prévision afin d'obtenir une évaluation globale de la performance (OMM, 2020).

En faisant la Synthèse et l'évaluation des Prévisions Saisonnières en Afrique de l'Ouest Hamatan *et al.* (2004), ont évaluée la qualité de la prévision par les paramètres tels que : le nombre de fausses alertes (FAR), le taux de coïncidence (C), la Probabilité de détection (POD) et le Hit Skill Score (HSS). Or le FAR est implicitement lié à la probabilité annoncée lors de l'évaluation de la saison. De ce point de vue, il est indispensable de bien définir la catégorie à laquelle appartient la saison en fonction de la valeur de l'indice. Hamatan *et al.* (2004), ont pu améliorer les prévisions dans les pays tests malgré l'instabilité des modèles PRESAO dus à des corrélations significatives entre indices pluviométriques et hydrologiques, et anomalies des températures de surface de l'Upwelling équatorial, et d'autre part de la méthode de zonage adoptée et des critères d'acceptation de modèles beaucoup plus sévères que ceux utilisés dans le cadre du PRESAO.

La qualité des prévisions saisonnières a été évaluée par Bliefernicht *et al.* (2019) en calculant le Score de Brier ou BS (1950) qui a été le premier outil d'évaluation proposé et rendu accessible (Murphy 1969 et Wilks 2001). A cela s'ajoute la résolution et la fiabilité, utilisant les terciles de deux périodes 1961-1990 et 1971-2000. Ainsi dans l'analyse de la qualité ils ont constaté que les précipitations inférieures et supérieures à la normale ont une bonne compétence à différentes échelles spatiales alors que les précipitations de la catégorie normale ne présentent pas de bonne compétence du fait que les Forums Climatiques Régionaux des Prévisions Saisonnières pour l'Afrique de l'Ouest (RCOF) surestiment la proche normale due à l'aversion aux risques des experts. Weijs *et al.* (2010) ont par analogie au BS utilisé la divergence de Kullback-Leibler (entropie relative), dans leurs travaux sur la divergence de Kullback-Leibler en tant que score d'aptitude à la prévision avec la décomposition classique Fiabilité-résolution-incertitude. Le score de divergence est une réinterprétation du score d'ignorance selon Roulston et Smith (2002). Ils ont montré que le score de Brier et ses composantes sont des approximations de second ordre du score de divergence pour des événements binaires.

Pour un diagnostic détaillé de la qualité des prévisions, (Mason, 2018) propose des diagrammes de fiabilité (ou “reliability diagram”) qui mesurent la fiabilité et la résolution. Ce diagramme, selon Hartmann *et al.* (2002) est un diagramme de rang pour les prévisions sous forme de fonction de probabilité ou de quantiles. Sur la base du concept de « barres de consistance », Bröcker et Smith (2007) ont proposé un nouveau graphique « histogrammes classés sur papier de probabilité » montrant si les prévisions sont fiables. Par la suite, Pinson *et al.* (2010) à travers leurs études ont montré que la proportion des observations (en ordonnée) en fonction du niveau de probabilité prédit, ou probabilité nominale (en abscisse). Le défaut de fiabilité de la prévision est indiqué par la différence entre la courbe et la diagonale allant de l’origine au point de coordonnées (1, 1). Une courbe concave ou passant au-dessus de la diagonale indique que la fréquence observée est supérieure à la prévision. C’est une indication de sous-évaluation de la probabilité. Beaucoup de propriétés du diagramme de rang peuvent être transposées au diagramme de fiabilité. Par exemple, les barres de consistance peuvent être tracées aussi sur ce diagramme.

Selon Ali *et al.* (2023) les scores/métriques de ces attributs pris en compte dans le cadre de la vérification des processus PRESAGG et PRESASS sont le ROC (Relative operating characteristics), le score de discrimination généralisée (D ou GROC) pour la discrimination et les composantes résolution et fiabilité résultant de la décomposition de l’ignorance score. Par ailleurs, pour la vérification d’attributs multiples, le Brier score (BS), le Ranked Probability Score (RPS) ainsi que le score d’ignorance sont utilisés. Le RPS est une extension du BS aux prévisions multi-catégories (ensemble de prévisions binaires), qui mesure la proximité des prévisions de probabilités dans toutes les catégories avec la catégorie dans laquelle l’observation est tombée (WCRP, 2017). Ces scores peuvent parfois tenir compte des prévisions climatologiques pour mesurer l’habileté des prévisions comparativement à la climatologie. Dans cette partie, nous présentons un état de l’art des outils de vérification de la qualité des prévisions probabilistes. Ces outils peuvent être de deux natures différentes : des métriques, aussi appelées scores, qui permettent une évaluation quantitative de la qualité ou des outils graphiques.

1.3.2. Mesures de l’utilité et de la valeur économique des prévisions saisonnières

Les prévisions saisonnières sont utilisées par les parties prenantes pour la planification dans leurs secteurs socio-économiques respectifs. Il est donc important de déterminer la valeur des prévisions saisonnières pour des prises de décision afin d’illustrer les avantages potentiels pour les utilisateurs (Wilks, 2011 ; Richardson, 2012). La valeur des prévisions saisonnières

climatiques peut être considérée comme quelque chose qui comporte soit une valeur monétaire (valeur économique ; avantage quantitatif) et/ou quelque chose d'utile (valeur non économique ; avantage qualitatif). Une évaluation économique des prévisions saisonnières est nécessaire à cause de diverses circonstances afin de fournir la base la plus solide qui soit pour appuyer leurs décisions. Les fournisseurs des prévisions saisonnières parrainés par les Organisations Inter-Gouvernementales (OIG), les institutions techniques régionales en charge du Climat, les Organisations Non Gouvernementale (ONG) et les Organisations Professionnelles (OP), qui sont aussi de grands utilisateurs de ces produits, doivent souvent être justifier en termes de bénéfices pour la société. Il est important donc de souligner que l'évaluation économique a pour finalité de fournir des éléments d'appréciation quantitatifs des objectifs des politiques et programmes, afin d'éclairer les décisions de planification et d'interventions des pouvoirs publics (Townley, 1998 ; Rezki, 2008). Mais on peut s'accorder que la valeur des services météorologiques et climatiques est souvent mal comprise parce que nombre d'entre eux ne peuvent être estimés à l'aide des méthodes standard généralement appliquées aux produits du marché privé. L'évaluation de la valeur des prévisions saisonnières climatiques (PSC) pour soutenir la prise de décision peut être réalisée en pratique à travers une gamme de méthodes allant des approches quantitatives aux méthodes qualitatives (Bruno Soares *et al.*, 2018).

Sultan *et al.* (2010) ont estimé la valeur économique potentielle des prévisions saisonnières comme une évaluation ex ante à long terme au Sénégal. Meza *et al.* (2008) ont également estimé la valeur économique des prévisions climatiques saisonnières pour l'agriculture en utilisant la même méthode. Pour estimer la valeur économique de l'utilisation de prévisions étendues de débit pour la production d'énergie dans le fleuve Columbia, un modèle de réservoir a été utilisé (Hamlet et Huppert, 2002). Il ressort de cette étude que l'utilisation du PSC pourrait conduire à une augmentation de la production d'énergie de 5,2 millions de MW/h et à une moyenne augmentation des revenus d'environ 153 millions USD par an. Les modèles d'équilibre général constituent une autre approche économique qui peut être utilisée pour comprendre la valeur potentielle que les informations climatiques peuvent avoir dans des secteurs spécifiques.

Dans sa thèse sur la valeur et la qualité des prévisions solaires probabilistes Le Gal La Salle (2021) a montré que la métrique de qualité la plus appropriée pour rendre compte de la valeur d'une prévision est le quantile score. Dans le cas de fonctions de perte de type "market-based", ce score décrit correctement la valeur d'un modèle de prévision. Il permet de quantifier les gains potentiels de qualité que l'utilisation de prévisions probabilistes permet

d'espérer, puis de mesurer dans un second temps les gains réellement obtenus pour plusieurs modèles de prévision. La valeur des prévisions du point de vue de l'utilisateur est mesurée sur des exemples simples, puis la question des liens entre qualité et valeur est explorée.

Les valeurs des biens non marchands (par exemple, les services d'information climatique qui ne sont généralement pas payés par le public sur un marché établi) peuvent être estimées à l'aide de la méthode d'évaluation contingente (CVM). Cette méthode est basée sur la demande largement utilisée pour déterminer les valeurs économiques des biens et services non commercialisés (Kopp *et al.*, 1997). Dans le contexte des services météorologiques et climatiques de base qui sont normalement disponibles gratuitement et considérés comme des biens indivisibles, la méthode CVM est perçue comme une technique utile pour aider à comprendre la valeur économique de ces services (Anaman et Thampapillai, 1995). Le CVM peut déterminer dans quelle mesure les acheteurs individuels pourraient acheter l'accès aux produits de prévisions météorologiques et les prix qu'ils seraient prêts à payer. Plusieurs auteurs ont utilisé des approches d'évaluation contingente pour estimer la valeur des informations climatiques.

Au Bénin, il a été proposé une méthode d'évaluation contingente (CVM) mesurant la valeur monétaire d'un individu pour des biens non marchands en créant un marché hypothétique où les individus sont invités à exprimer leur volonté de payer (WTP) ou leur compensation pour avoir ou non un produit bien défini (Amegnaglo *et al.*, 2017). Cette étude a montré qu'environ 83 % producteurs de maïs étaient WTP avec dans, les zones plus sèches un WTP plus élevé. Quant à Ouédraogo *et al.* (2018) utilisant le CVM pour estimer la volonté de payer (WTP) annuelle pour les prévisions climatiques saisonnières, les informations climatiques décennales, les informations climatiques quotidiennes et les services de conseil agricole fournis par les producteurs de niébé et de sésame du nord du Burkina Faso. Mabé *et al.* (2014) ont constaté que les agriculteurs du nord du Ghana étaient prêts à payer 41,20 Ghs pour acquérir des informations climatiques annuelles. Au Burkina Faso, Zongo *et al.* (2016) en utilisant la même méthode ont constaté que les agriculteurs perçoivent certains avantages à utiliser les informations climatiques et sont prêts à payer en moyenne 546 F CFA pour obtenir des informations de prévisions saisonnières.

Les valeurs économiques obtenues grâce à de telles méthodes d'évaluation contingente sont théoriquement cohérentes avec les avantages économiques mesurés à partir des données de marché. Cependant, un biais potentiel peut survenir lorsque les répondants estiment que sous-estimer leur WTP réel pourrait permettre d'éviter des coûts supplémentaires ou qu'une surestimation de leur WTP entraînerait de meilleurs services (Rollins et Shaykewich, 2003).

A l'instar des autres méthodes, les prévisions climatiques saisonnières mise à la disposition des producteurs peuvent entraîner de meilleurs avantages (p. ex. augmentation des rendements, réduction des pertes). Cette théorie vise à décrire comment les agents prennent des décisions (c.-à-d. théorie descriptive de la décision) et/ou comment les agents devraient prendre des décisions (c.-à-d. théorie prescriptive de la décision) (Grant et Van, 2009). Les facteurs institutionnels étant considérés comme fixes dans la théorie de la décision, il est pertinent d'utiliser cette méthode lorsque le choix du décideur n'affecte pas le résultat d'un autre agent (Rubas *et al.*, 2006). De plus, ce type d'étude est généralement combiné avec d'autres modèles de gestion ou de production (par exemple, des modèles de croissance des cultures) pour identifier les décisions optimales selon différents scénarios climatiques (Hill et Mjelde, 2002).

Un autre diagnostic qui est lié à la résolution des prévisions, mais qui place la performance dans un contexte décisionnel est la valeur relative. Cela mesure l'utilité d'une prévision pour minimiser les coûts économiques. L'amélioration de la valeur économique des prévisions est mesurée par rapport à celle d'une prévision climatologique et généralement tracée sous la forme d'une fonction du rapport Coût/Perte. Murphy (1966) a montré que le comportement optimal consiste à se protéger dès lors que la probabilité que l'évènement survienne est supérieure au ratio Coût/Perte (C/P). On peut alors associer à une prévision probabiliste binaire le coût moyen subi par un utilisateur s'aidant de celle-ci pour prendre des décisions.

Les études sur la valeur des prévisions probabilistes se sont pour l'instant majoritairement attachées aux prévisions de variables binaires (Wilks, 2001). L'évaluation de la valeur des prévisions saisonnières consiste à estimer les bénéfices/pertes potentiels de ces prévisions pour les utilisateurs finaux dans leur prise de décision. Cette tâche peut se baser sur le modèle d'analyse décisionnelle coût-perte utilisé, dans le domaine de l'agriculture par Bliefernicht *et al.* (2019) et dans le domaine l'énergie solaire par Le Gal La Salle (2021). Cette vérification des prévisions saisonnières est une étape qui permet de mettre en évidence l'utilité des produits de prévision et d'estimer la valeur de celle-ci qui est un autre type de qualité de la prévision (Katz et Murphy, 1997 ; Jolliffe, 2012). La méthode de Katz et Murphy (1997) pour évaluer la valeur économique des prévisions saisonnières présentent des limites que nous pouvons améliorer quelques-unes. Ainsi ces améliorations peuvent conduire à une évaluation plus robuste et plus réaliste de la valeur économique des prévisions saisonnières. Ces limites sont entre autres les hypothèses simplifiées, l'hypothèse de stationnarité, le manque de flexibilité, la gestion de l'incertitude et les métriques limitées. Par ailleurs, des approches moins complexes comme le taux d'intérêt effectif et le graphe du profit accumulé sont aussi

utilisés pour apprécier cette valeur des prévisions saisonnières (Mason, 2018). La prévision saisonnière est un domaine en constante évolution, et les bons systèmes de prévision devraient s'efforcer d'une amélioration continue. Cela implique des recherches, des suivis et des évaluations continues de la performance des prévisions, l'intégration de nouvelles sources de données, l'affinement des modèles et l'incorporation des retours d'information des utilisateurs afin d'améliorer la qualité et l'utilisation des prévisions.

2. Matériel et Méthodes

2.1. Zone d'étude

La région d'intérêt est l'Afrique de l'Ouest et le Sahel (figure 2), où les précipitations sont la variable climatique la plus déterminante pour la survie des populations. Elle s'étend du Nigéria aux côtes du Sénégal. Elle est caractérisée par un climat aride au Nord à semi-aride au Sud, contrôlée par le mécanisme de la Mousson Ouest Africaine (MAO), une circulation à grande échelle marquée par des vents du sud-ouest dans la couche inférieure de l'atmosphère qui transportent l'humidité de l'océan Atlantique équatorial vers le continent. Les paramètres climatiques font partie des critères qui servent de base pour la délimitation des zones écologiques dans la bande Soudano Sahélienne. Les températures moyennes annuelles sur l'ensemble de la zone d'étude sont comprises entre 20° C et 35° C. On constate une tendance à l'accroissement de la température moyenne du sud vers le nord. Les régimes de précipitations sont caractérisés par une diminution de la durée et de l'amplitude des précipitations du sud au nord (figure 2). Elle s'étend entre les latitudes 8°N et 18°N et les longitudes 18°W et 25°E. Dans la zone Soudano Sahélienne, le régime pluviométrique est unimodal avec des saisons de 5 à 7 mois en région soudanienne contre 3 à 4 mois en région sahélienne (figure 3). Ainsi, en pluviosité annuelle moyenne Ouagadougou au Burkina Faso (latitude 12°N) en zone soudanienne reçoit 700 mm sur cinq mois, tandis que Gao au Mali (latitude 16°N) en Zone sahélienne reçoit 165 mm sur moins de deux mois. Cette répartition est modifiée en partie par les changements topographiques. Par exemple les massifs les plus élevés, comme les plateaux du Jos au centre du Nigéria, reçoivent plus de précipitations que les plaines situées à la même latitude.

L'isohyète des 600 mm correspond à la limite nord de la distribution de très nombreuses espèces de savanes soudanaises, telles que le *Butyrospermum paradoxum* (le karité), *Parkia biglobosa* (le néré), *Prosopis africana*, *Bombax costatum*, *Combretum nigricans*, mais aussi des herbacées telles que *Andropogon pseudapricus* et *Loudetia togoensis*. Quant à l'isohyète des 100 mm est la limite sud de l'extension des steppes à herbacées pérennes telles que *Lasiurus scindicus*, *Stipagrostis pungens*, *Cornulaca monacantha*, *Retama raetam*, *Ziziphus lotus* (Le Houérou & Popov, 1981).

L'essentiel du réseau hydrographique est concentré dans les régions pluvieuses en Afrique. Plus de la moitié des terres n'a pas d'écoulement vers la mer (endoréisme) ; les eaux de pluie y sont éliminées par infiltration et par évaporation. Ce domaine sans écoulement externe s'étend principalement sur toute la zone semi-aride et aride. L'accumulation des eaux dans des

bassins, dépressions ou fossés, est due aux accidents du relief. Ces irrégularités influencent également le cours des fleuves, coupés de chutes et de rapides, tandis que le climat conditionne en général leur régime.

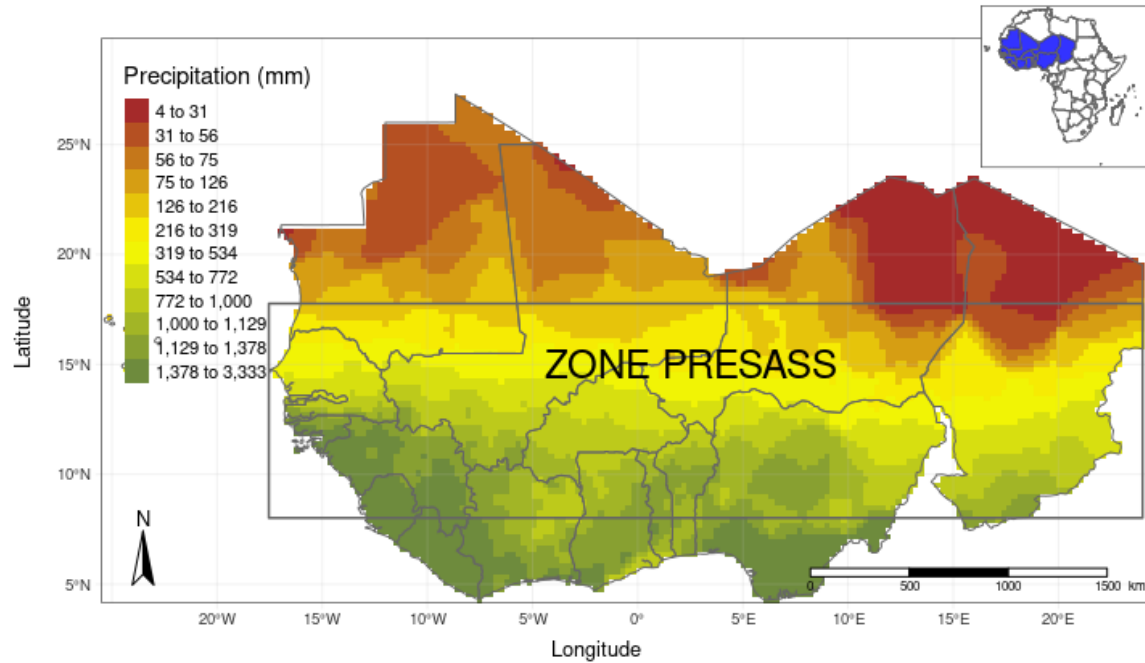


Figure 2: Zone d'étude et précipitation moyenne annuelle en Afrique de l'Ouest (Source des données : Période GPCC 1991-2020)

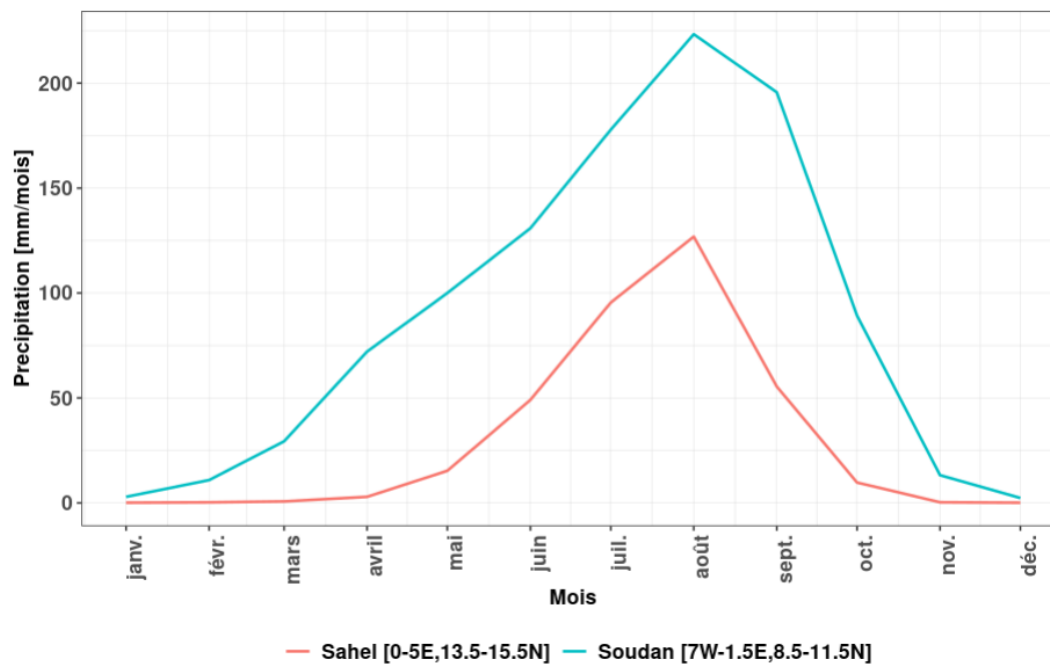


Figure 3: Régime pluviométrique de la zone d'étude de 1991-2020 (Source des données GPCC)

2.2. Données

Les séries des données des paramètres agroclimatiques (les dates de début de saison, les dates de fin de saison, les séquences sèches de début et de fin de saison) sont déterminées à partir des données de pluies journalières provenant des réseaux d'observation météorologique des pays inclus dans la zone d'étude nous ont été fournies par le Département Informations et Recherche (DIR) de AGRHYMET CCR-AOS (figure 4). Ces séries couvrent la période 1981-2021.

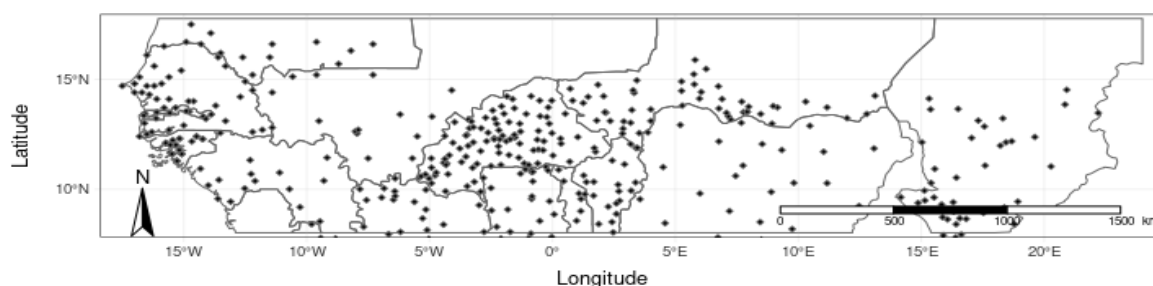


Figure 4: Réseau des stations pluviométriques utilisées dans l'évaluation des prévisions saisonnières en zone soudano-sahélienne (Source, AGRHYMET CCR-AOS, 2023)

Les autres jeux de données pour ce mémoire portent sur :

- Les cartes de prévisions saisonnières des dates de début et de fin de saison et des séquences sèches provenant des archives de l'AGRHYMET sur la période 2014 à 2021 (Source : <https://ccr-agrhymet.cilss.int/>)
- Le produit de précipitation Global Precipitation Climatology Centre (GPCC).

2.3. Outils

Dans le cadre de cette étude, plusieurs outils ont été utilisés. Il s'agit de :

- le logiciel **R** qui a été essentiellement utilisé pour l'analyse des données, la spatialisation et la production de graphiques. C'est un langage de programmation et un logiciel libre destiné aux statistiques et à la science des données, soutenu par la R Foundation for Statistical Computing (<https://www.r-project.org/>). Il est un langage interprété, largement utilisé pour le développement de logiciels statistiques et d'analyse des données ;
- le logiciel **QGIS 3.32.3** utilisé pour éditer les cartes. QGIS est un logiciel de système d'information géographique, permettant aux utilisateurs d'analyser et de modifier des

informations spatiales, en plus de la composition et de l'exportation de cartes graphiques;

- Microsoft office 2019 : il a été employé pour le traitement des données (Excel) et à la saisie et au traitement du texte (Word) ;
- Zotero qui est un outil pour générer la bibliographie.

2.4. Méthodes

2.4.1. Critères de détermination des paramètres agroclimatiques

La détermination des paramètres agro-climatiques clés de la saison agricole (date de début, date de fin, durée séquences sèches) a été faite à l'aide du logiciel Instat+ développé par l'Université de Reading, à partir de l'analyse statistique fréquentielle. Des critères établis sur la base des informations recueillies sur les pratiques paysannes dans la région ont permis de déterminer les paramètres fondamentaux dont dépend le succès d'une campagne agricole (Tinni *et al.*, 2021). Ainsi, dans les pays sahéliens à régime pluviométrique monomodal ainsi que la partie Nord de latitude supérieure à 8°N des pays côtiers du Golfe de Guinée :

- La date de début de la saison agronomique commence lorsqu' à partir du 15 mars, on enregistre au moins 20 mm de pluie en 01 à 03 jours consécutifs, sans épisodes secs de plus de 20 jours dans les 30 jours qui suivent. Toutefois, pour les localités situées au nord de l'isohyète 400 mm, le seuil de cumul de pluies considéré est de 15 mm (au lieu de 20 mm) et la date à partir de laquelle la recherche de ce seuil pluviométrique est effectuée est le 1er Mai (au lieu du 15 mars) ;
- La fin de la saison agronomique s'observe une fois que les sols s'assèchent. Elle est différente de la fin des pluies dans le sens où elle se base sur l'épuisement de la réserve en eau utile du sol. Elle intervient lorsque, après le 1er septembre, un sol ayant une réserve utile en eau de 70 mm se dessèche complètement par des évapotranspirations quotidiennes de 5 mm.
- La séquence sèche correspond à la durée maximale sans pluies sur une période déterminée de la saison agronomique. Les séquences sèches en début de saison est la période de développement et de croissance des plants se situant dans les 50 premiers jours après la date du début de la saison où il ne pleut pas ;
- Les séquences sèches vers la fin de la saison est la période prenant en compte les phases critiques d'épiaison-floraison et de maturation, généralement, à partir du 50 jours après la date calculée de début de saison jusqu'à la date de fin.

2.4.2. Méthodes de Digitalisation (Numérisation) des cartes de prévisions saisonnières probabilistes

Le processus d'évaluation consiste à comparer les observations aux prévisions élaborées. Pour ce faire les cartes de prévision doivent être numérisées et être mises au même format que les observations (les paramètres agroclimatiques calculés).

Le processus de numérisation a été procédé comme suit (figure 5) :

- Le géoréférencement des cartes de prévisions qui sont sous format JPEG ou PNG ;
- La digitalisation des zones délimitées d'égales probabilités de prévisions en polygones ;
- L'assignation de la table d'attribut à chaque polygone avec des champs permettant d'insérer les probabilités affectées,
- L'extraction des probabilités prévues à l'emplacement des postes pluviométriques retenus.

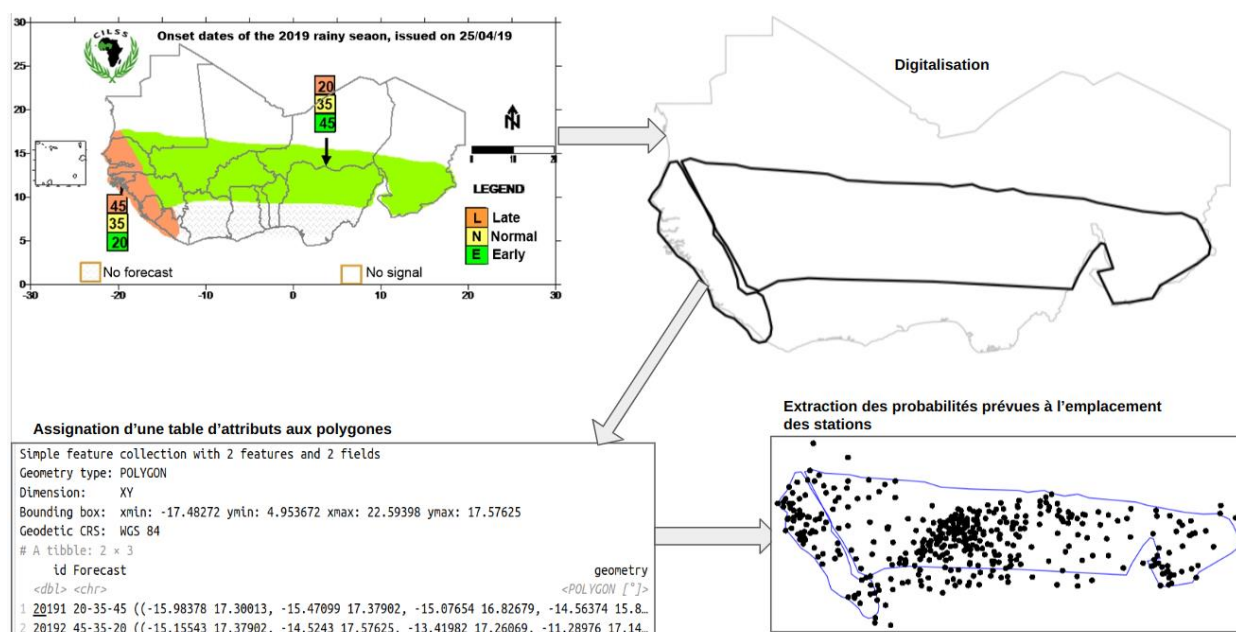


Figure 5: Les étapes de numérisation des cartes de prévisions saisonnières pour les zones Sahélienne et Soudanienne de l'Afrique de l'Ouest.

2.4.3. Méthodes d'évaluation de la qualité des prévisions

2.4.3.1. Mesures de discrimination

2.4.3.1.1. Le ROC (Relative Operating Characteristics)

Le score ROC indique la probabilité de discriminer avec succès les 3 catégories inférieures à la normale, normales et supérieures à la normale. Il indique l'adéquation entre les probabilités prévues de situation inférieure à la normale et leurs observations comparativement aux situations normales ou supérieures à la normale. Par exemple, un score de 0,7 indique que 70% des prévisions ont des probabilités plus élevées d'être inférieures à la normale lorsqu'elles sont inférieures à la normale par rapport à lorsqu'elles ne sont pas inférieures à la normale.

Ainsi, le score ROC est calculé pour chacune des catégories selon l'équation :

$$ROC = \frac{1}{n_0 n_1} \sum_{i=1}^{n_0} \sum_{j=1}^{n_1} I(p_{0,i}, p_{1,j}) \quad (1)$$

n_0 est le nombre d'années dans la série des prévisions où la catégorie d'intérêt n'est pas observée, n_1 est le nombre d'années dans la série des prévisions où la catégorie d'intérêt est observée, $p_{0,i}$ est la probabilité de prévision de la catégorie d'intérêt pour les années de la série des prévisions où elle n'est pas observée, $p_{1,j}$ est la probabilité de prévision de la catégorie d'intérêt pour les années de la série des prévisions où cette catégorie est observée, $I(p_{0,i}, p_{1,j})$ est défini comme suit :

$$I(p_{0,i}, p_{1,j}) = \begin{cases} 0.0 & \text{si } p_{1,j} < p_{0,i} \\ 0.5 & \text{si } p_{1,j} = p_{0,i} \\ 1.0 & \text{si } p_{1,j} > p_{0,i} \end{cases} \quad (2)$$

Une valeur de ROC de 0,5 correspond à un processus de prévision inutile (prévoir toujours les mêmes probabilités), et un bon processus de prévisions aura un score supérieur à 0,5, atteignant 1 en cas de discrimination parfaite. Les scores inférieurs à 0,5 indiquent un mauvais processus de prévisions (des prévisions qui peuvent être discriminatoires, mais qui indiquent la mauvaise tendance), et peuvent atteindre une limite inférieure de 0,0 pour une discrimination parfaitement mauvaise.

Compte tenu de cette interprétation simple, les métriques ROC peuvent convenir à la

communication à des non-spécialistes. Un graphique de cette métrique (le *ROC*) est souvent produit dans le cadre des évaluations. Ce graphique est un diagnostic utile qui fournit des informations plus détaillées que le simple calcul du score *ROC*, et est un moyen pratique de visualiser ce score (Mason, 2018 ; Wilks, 2020). Le graphique ROC est construit en calculant la capacité des prévisions à identifier avec succès les événements. Le graphique peut être construit en commençant par les prévisions les plus probables. Ces prévisions devraient mettre en évidence les observations dont les plus sûrs sont des événements.

Si les observations sélectionnées sont des événements, elles sont appelées « hits ». La proportion de tous les événements ainsi sélectionnés est calculée et est connue sous le nom de hit taux (HR), ou probabilité de détection :

$$\text{Hit Rate (HR)} = \frac{\text{Taux de succès}}{\text{Nombre d'évènements}} \quad (3)$$

Il est possible que certains non-événements aient été mal sélectionnés ; ceux-ci sont connus sous le nom de « fausses alarmes ». La proportion de non événements mal sélectionnés (le taux de fausses alarmes (FAR) est :

$$\text{Fausse alarme (FAR)} = \frac{\text{Taux de fausse alarme}}{\text{Nombre de non évènements}} \quad (4)$$

Si les prévisions ne contiennent aucune information utile, le HR et le FAR seront identiques, mais si les prévisions peuvent discriminer les événements, le HR sera plus grand que le FAR. Puisqu'il est peu probable que tous les événements ont été correctement sélectionnés en utilisant uniquement les prévisions avec les probabilités les plus élevées, les sélections peuvent être effectuées en utilisant la probabilité la plus élevée suivante et les HR et FAR mis à jour par conséquent.

2.4.3.1.2. Le score de discrimination généralisée (*D* ou *GROC*)

Contrairement au *ROC* qui n'est calculé pour une catégorie d'intérêt sélectionnée (3 scores *ROC* s'il y a trois catégories de prévision), le *GROC* est une mesure unique de discrimination proposée par Mason et Weigel (2009).

Le score *GROC* est défini comme suit :

$$GROC \text{ ou } D = \frac{\sum_{k=1}^{m-1} \sum_{l=k+1}^m \sum_{i=1}^{n_k} \sum_{j=1}^{n_l} I(p_{k,i}, p_{l,j})}{\sum_{k=1}^{m-1} \sum_{l=k+1}^m n_k n_l} \quad (5)$$

Où m est le nombre de catégories, n_k est le nombre de fois que l'observation a été dans la catégorie k et $p_{k,i}$ est le vecteur des probabilités de prévision pour la i^{eme} observation dans la catégorie k , et :

$$I(p_{k,i}, p_{l,j}) = \begin{cases} 0.0 & \text{si } F(p_{k,i}, p_{l,j}) < 0.5 \\ 0.5 & \text{si } F(p_{k,i}, p_{l,j}) = 0.5 \\ 1.0 & \text{si } F(p_{k,i}, p_{l,j}) > 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

Et où :

$$F(p_{k,i}, p_{l,j}) = \frac{\sum_{r=1}^{m-1} \sum_{s=r+1}^m p_{k,i}(r) p_{l,j}(s)}{1 - \sum_{r=1}^m p_{k,i}(r) p_{l,j}(r)} \quad (7)$$

Où $p_{k,i}(r)$ est \bar{y}_k la probabilité de prévision pour la r^{ieme} catégorie, et pour la i^{eme} observation dans la catégorie k .

Les valeurs de GROC supérieures à 0,5 indiquent des situations de bonne discrimination (Weigel and Mason, 2011).

2.4.3.2. Mesures de résolution

La composante résolution de l'Ignorance score est déterminée en mesurant la force avec laquelle les observations sont conditionnées par les prévisions. Si les observations sont indépendantes de la prévision, la prévision n'a pas de résolution et est inutile, elle ne peut pas fournir d'indication de ce qui est plus ou moins probable de se produire. Les métriques de résolution distinguent entre les prévisions potentiellement utiles et inutiles. Cependant, toutes ces métriques ne distinguent pas entre les prévisions "bonnes" et "mauvaises". Pour le PRESASS, la métrique de résolution utilisée est la composante résolution du score d'ignorance, selon la formule :

$$Resolution = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^d n_k \left(\bar{y}_k \log_2 \left[\frac{\bar{y}_k}{\bar{y}} \right] + (1 - \bar{y}_k) \log_2 \left[\frac{1 - \bar{y}_k}{1 - \bar{y}} \right] \right) \quad (8)$$

Où n est le nombre total de prévisions, d est le nombre de valeurs de probabilité discrète proposées pour évaluer la résolution, n_k est le nombre de prévisions pour la k^{ieme} valeur de probabilité, \bar{y}_k est la fréquence relative observée pour cette valeur et pour la catégorie d'intérêt, et \bar{y} est la fréquence relative observée en prenant en compte toutes les valeurs de probabilité discrète et la catégorie d'intérêt. La fréquence relative observée pour la k^{ieme} probabilité de prévision, \bar{y}_k , est le nombre de fois où une catégorie d'intérêt s'est réalisée, divisée par le nombre de fois où cette valeur de probabilité a été prévue (réalisée ou non) :

$$\bar{y}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_k} y_{k,i} \quad (9)$$

Où n_k est le nombre de prévisions pour la k^{ieme} valeur de probabilité, et $y_{k,i}$ est 1 si la catégorie d'intérêt est observée et 0 sinon. La résolution a une valeur minimum de 0 indiquant qu'il n'y a pas de résolution et que les prévisions sont inutiles, et une valeur maximum de $-\log_2[\bar{y}(1 - \bar{y})]$ indiquant une bonne résolution.

2.4.3.3. Mesures de fiabilité

2.4.3.3.1. La composante fiabilité de l'ignorance score

Les aires ROC, le score de discrimination généralisé et le score de résolution sont tous recommandés, car ils mesurent les attributs de discrimination ou de résolution, qui sont considérés comme des mesures essentielles de la potentialité d'utilité des prévisions. Cependant, en se concentrant uniquement sur ces attributs, la fiabilité des prévisions est ignorée. La fiabilité des prévisions du PRESASS est mesurée à l'aide du composant de fiabilité du score d'ignorance (Weijs *et al.*, 2010). La fiabilité, pour une série de n prévisions (année et stations y compris) est donnée par la formule :

$$Fiabilite = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^d n_k \left(\bar{y}_k \log_2 \left[\frac{\bar{y}_k}{\bar{p}_k} \right] + (1 - \bar{y}_k) \log_2 \left[\frac{1 - \bar{y}_k}{1 - \bar{p}_k} \right] \right) \quad (10)$$

Où d représente le nombre de valeurs de probabilité discrète proposées pour évaluer la fiabilité, n_k est le nombre de prévisions pour la k^{ieme} valeur de probabilité \bar{p}_k et \bar{y}_k est la fréquence relative observée pour cette valeur et pour la catégorie d'intérêt. Une valeur de fiabilité égale à 0 indique des prévisions parfaitement fiables.

2.4.3.3.2. Le diagramme de fiabilité

Le diagramme de fiabilité (Wilks, 1995) est un autre outil utilisé pour étudier la fiabilité d'un système de prévision tout en évaluant les prévisions de probabilité de précipitations mesurables. Les diagrammes de fiabilité sont aussi utilisés dans le processus PRESASS. Ils fournissent des indications utiles sur la plupart des attributs décrits en introduction de cette section. Pour des valeurs discrètes de probabilité de prévision, le diagramme de fiabilité indique si la catégorie prévue s'est réalisée aussi fréquemment que prévue.

Il est courant d'inclure un histogramme montrant la fréquence des prévisions pour chaque point de la courbe. Les histogrammes sont utiles pour indiquer tout biais inconditionnel dans les prévisions, et ils montrent également la netteté des prévisions. Les histogrammes des prévisions sans biais inconditionnel seront centrés sur la fréquence relative de l'événement sur la période de vérification. Les prévisions avec une faible netteté ont des histogrammes qui ont des fréquences élevées sur les probabilités (généralement proches de la probabilité climatologique). Les prévisions précises ont des histogrammes montrant des fréquences élevées de prévisions proches de 0 et 100 %.

La courbe de fiabilité elle-même peut être trompeusement difficile à interpréter car elle ne représente pas la fréquence des prévisions sur chaque valeur de probabilité. Les erreurs d'échantillonnage peuvent donc varier assez sensiblement le long de la courbe. Il est recommandé que les ajustements de régression par les moindres carrés aux courbes soient calculés, pondérés par la fréquence des prévisions sur chaque probabilité, et ajoutés aux diagrammes (Wilks et Murphy, 1998). Les paramètres de l'ajustement de régression peuvent être estimés en utilisant :

$$\beta_1 = \frac{\sum_{k=1}^d n_k (p_k - \bar{p}) (\bar{y}_k - \bar{y})}{\sum_{k=1}^d n_k (p_k - \bar{p})^2} \quad (11)$$

Et,

$$\beta_0 = \bar{y} - \beta_1 \bar{x} \quad (12)$$

Où β_1 est la pente et β_0 l'ordonnée à l'origine de la droite de régression ajustée, d est le nombre de valeurs de probabilité discrètes, n_k est le nombre de prévisions pour le k^{eme} valeur de probabilité, p_k est le k^{eme} valeur de probabilité, \bar{p} est la probabilité moyenne, \bar{y}_k est la fréquence relative observée pour le k^{eme} valeur de probabilité de l'équation (9), et \bar{y} est la

fréquence relative observée sur la période de vérification. Il est recommandé que la pente de la droite de régression, qui peut être considérée comme une mesure de résolution, soit communiquée sous forme de variation en pourcentage de la fréquence relative observée étant donné une augmentation de 10 % de la probabilité de prévision. Si les prévisions ont une bonne résolution, la fréquence d'un événement devrait augmenter de 10 % à mesure que la probabilité de prévision augmente de 10 % (par exemple, de 30 % à 40 %, ou de 40 % à 50 %), et la pente sera de 1,0, mais s'ils n'ont pas de résolution, la pente sera nulle. L'excès de confiance sera indiqué par une pente comprise entre 0,0 et 1,0 (l'augmentation de la fréquence sera comprise entre 0 % et 10 %), tandis que le sous-confiance sera indiqué par des pentes supérieures à 1,0 (l'augmentation de la fréquence sera supérieure à 10 %).

Une limitation majeure des diagrammes de fiabilité est qu'ils nécessitent un grand nombre de prévisions en raison de la nécessité de calculer les fréquences relatives observées pour chaque valeur de prévision. Les diagrammes ne peuvent donc être construits qu'en mutualisant les prévisions pour différentes années et différentes localisations. Les diagrammes de fiabilité sont construits pour chacune des catégories séparément mais aussi pour toutes les catégories combinées. La mise en œuvre des diagrammes est explicitement détaillée dans Mason (2018).

2.4.3.4. Mesure du score de probabilité classé

Le score de probabilité classé (RPS), est un score qui prend en compte plusieurs catégories. Il mesure la proximité des prévisions de probabilité dans toutes les catégories avec la catégorie dans laquelle l'observation est tombée. Le score de probabilité discret classé (RPS) est l'écart entre les valeurs de prévision placées dans une catégorie et les observations correspondantes qui se situent réellement dans cette catégorie (par exemple, tercile, quintile, etc.). Les mots « discret » et « classé » font référence à la nature discrète des catégories. Une prévision parfaite attribuerait une probabilité égale à un à la catégorie observée et une probabilité égale à zéro à toutes les autres. Le score de probabilité classé (RPS) est défini comme :

$$RPS = \frac{1}{n(m-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^{m-1} \left(\sum_{j=1}^k (y_{j,i} - p_{j,i}) \right)^2 \quad (13)$$

Où n est le nombre de prévisions, m est le nombre de catégories, $y_{j,i}$ vaut 1 si la i^{eme} observation était dans la catégorie j pour une prévision est totalement inexacte, et vaut 0 sinon pour une prévision est tout à fait exacte, et $p_{j,i}$ est la i^{eme} probabilité de prévision pour la catégorie j (Epstein, 1969 ; Murphy, 1969, 1970, 1971 ; Ogutu *et al.*, 2018)

). Le score de probabilité classée (RPS) a une valeur minimum de 0 indiquant que la prévision est tout à fait exacte et que les prévisions ne sont pas inutiles, et une valeur maximum de 1 indiquant que la prévision est totalement inexacte.

2.4.4. Méthodes d'évaluation de la valeur des prévisions

L'évaluation des bénéfices et/ou pertes potentiels des prévisions PRESAGG et PRESASS des utilisateurs finaux dans leur prise de décision consiste à utiliser les modèles d'analyse décisionnelle coût-perte (Katz and Murphy, 1997 ; Bliefernicht *et al.*, 2019) ou des approches moins complexes comme le taux d'intérêt effectif et le graphe du profit accumulé (Mason, 2018).

L'intérêt effectif est calculé à partir du score d'ignorance, qui, à son tour, est calculé en prenant le logarithme (en base 2) de la probabilité sur la catégorie qui vérifie :

$$Ignorance\ score = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{j,i} \log_2[p_{j,i}] \quad (14)$$

Où n est le nombre total de prévisions, m est le nombre de catégories, $y_{j,i}$ vaut 1 si la i^{eme} observation est dans la catégorie j et vaut 0 sinon, et $p_{j,i}$ est la probabilité de prévision correspondante. La sommation sur j dans l'équation (12), recherche simplement la catégorie de vérification ; si la catégorie actuelle n'est pas la bonne, $y_{j,i}$ est nul et donc le logarithme de la probabilité n'a pas d'importance.

Le taux d'intérêt effectif peut être obtenu à partir du score d'ignorance et du score des prévisions climatologiques de référence, Ign (réf) :

$$Taux\ d'intérêt\ effectif = (2^{Ign(ref)-Ign} - 1) \quad (15)$$

Comme le RPS, le taux d'intérêt effectif (Essley, 1965) mesure un certain nombre d'attributs, mais son interprétation est plus simple en raison de sa relation avec les stratégies d'investissement. Plus précisément, si un utilisateur investissait sur les prévisions et obtenait des cotes équitables (calculées à l'aide des probabilités climatologiques), et reportait à chaque fois les pertes et les bénéfices, le taux d'intérêt effectif indique le profit ou la perte qui serait réalisé. Le taux d'intérêt effectif est positif pour les « bonnes » prévisions, mais sa borne supérieure dépend des probabilités a priori. Pour un système de prévision à trois catégories avec des catégories équiprobables, la limite supérieure est de 200 %. Dans ce cas, les cotes équitables rapportent deux fois le montant investi sur la catégorie de vérification plus

l'investissement initial, et, pour des pronostics parfaitement bons, 100 % du pari aurait été placé sur cette catégorie.

2.4.5. Calcul de l'incertitude associée aux métriques d'évaluation des prévisions

En raison des tailles d'échantillons généralement courtes en matière de prévisions saisonnières, il est recommandé d'estimer les incertitudes associées aux métriques d'évaluation. Cela consiste généralement à calculer des intervalles de confiance pour les scores de l'évaluation des prévisions. Il est recommandé d'utiliser un intervalle de confiance de 90%. Pour la plupart des scores, les techniques de bootstrapping (Efron, 1983) sont utilisées pour calculer les intervalles de confiance.

3. Résultats

L'évaluation des prévisions saisonnières des paramètres agroclimatiques a été déterminée en nous focalisant sur la qualité et la valeur avec quelques attributs important pour la période de 2014 à 2021. A ce titre, les résultats ci-dessous ont été obtenus.

3.1. Qualité des prévisions saisonnières des paramètres agroclimatiques

3.1.1. Qualité des prévisions saisonnières pour les dates de début de saison

Il est présenté à la figure 6 les diagrammes ROC avec les aires associées pour chaque catégorie (normale, supérieure à la normale et inférieure à la normale) et pour le paramètre date de début de saison pluvieuse. Il ressort de l'observation de cette courbe que les prévisions du PRESASS pour ce paramètre ont une capacité relativement bonne à discriminer les catégories inférieures et supérieures à la normale avec des aires de ROC de 0,57 et 0,61 respectivement pour ces deux catégories. Ainsi, il existe une bonne adéquation entre les probabilités prévues de situations inférieures à la normale et leurs observations comparativement aux situations normales et supérieures à la normale pour 57 % des prévisions réalisées. Pour ce qui concerne les situations supérieures à la normale cette condition est satisfaite pour 61 % des prévisions. La catégorie normale n'est pas bien discriminée (0,49) pour l'ensemble des prévisions pour les dates de début.

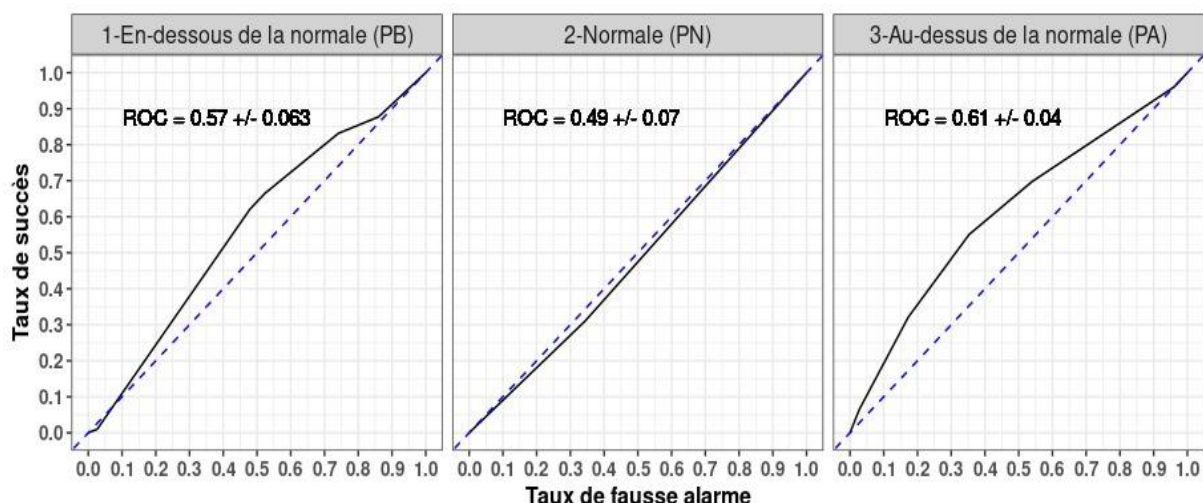


Figure 6 : Diagrammes ROC sur Période 2014-2021 pour les prévisions saisonnières de dates de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest (PRESASS).

Il est présenté à la figure 7 les résultats du score de discriminations généralisées (GROC) pour

les prévisions des dates de début de saison. Pour plus de 50 % des localités, il est observé une bonne discrimination des 3 catégories de prévision avec un gradient Est/Ouest. Ainsi, le GROC y apparaît plus marqué vers l'ouest, au-delà de 5°W de longitude, et au nord, au-delà de 8-10°N de latitude, avec de bonne à parfaite capacité de discrimination, notamment au centre et au sud-ouest du Burkina-Faso, à l'ouest et au sud-ouest du Sénégal, en Gambie, et au sud de la Mauritanie. Ailleurs, le GROC est moins accentué, avec l'absence de compétence à une mauvaise capacité de discrimination à l'Est.

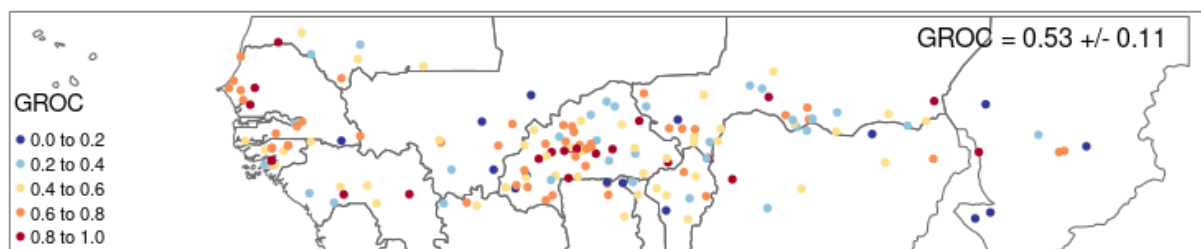


Figure 7: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des dates de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour la période 2014-2021.

Les diagrammes de fiabilité pour les trois catégories des dates de début de saison de pluie sur la zone soudano sahélienne montrent une mauvaise résolution et une mauvaise fiabilité (figure 8). La sous-estimation de la catégorie supérieure à la normale est clairement évidente à partir du déplacement de la courbe de fiabilité, mais elle est encore plus évidente à partir de l'histogramme, qui montre que toutes les prévisions avaient des probabilités pour cette catégorie qui étaient supérieures à la fréquence relative observée des dates de début normales. S'il n'y avait pas de biais inconditionnel, la ligne verticale diviserait l'histogramme en deux moitiés égales. De même, l'excès de confiance de la catégorie inférieure à la normale est évident. Cependant, les courbes de fiabilité ne sont clairement pas très droites, ce qui s'explique en partie par la petite taille de l'échantillon, mais qui indique également que les prévisions ne sont pas bien calibrées.

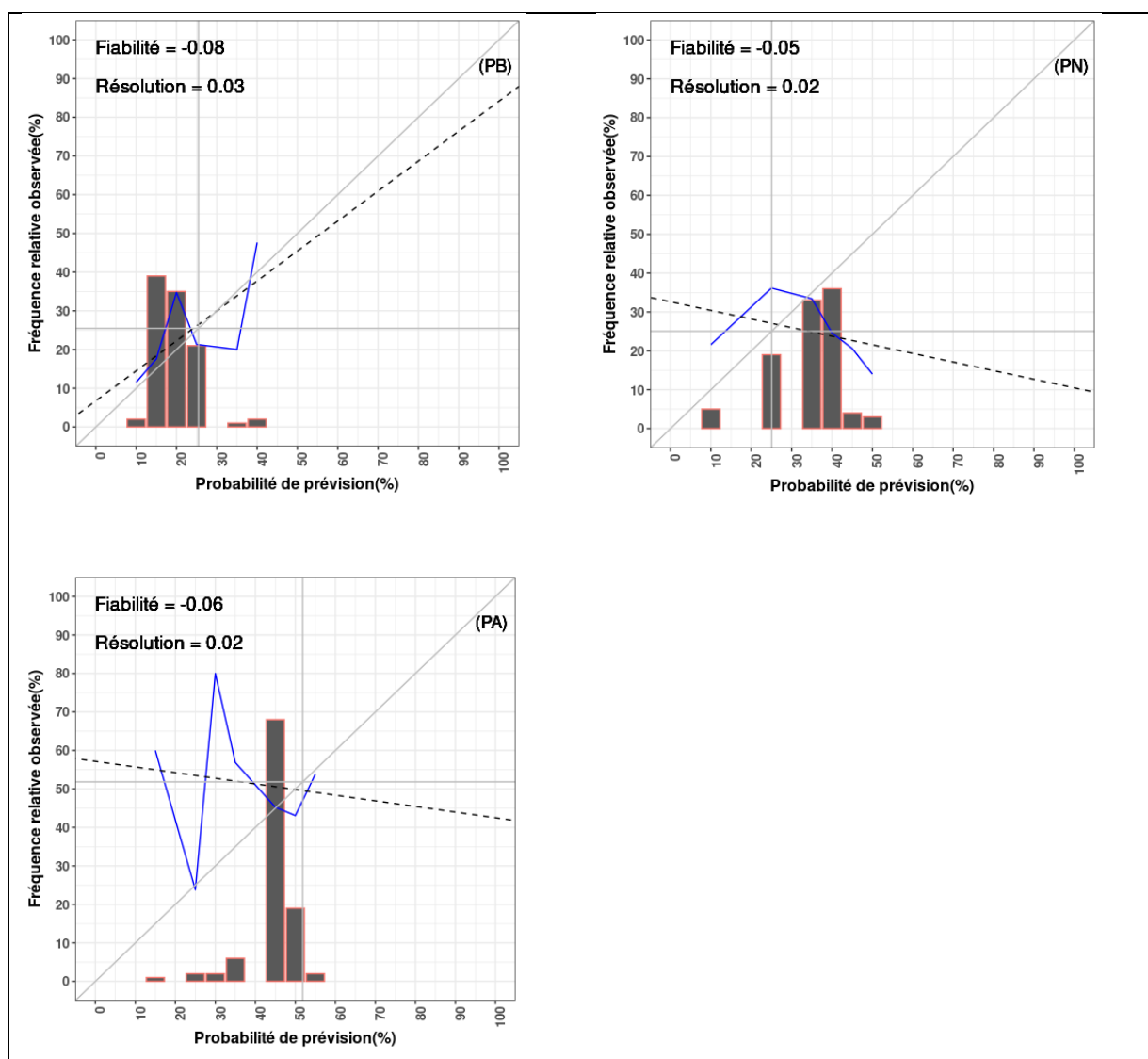


Figure 8: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des dates de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour les trois catégories pour la période 2014-2021.

La ligne bleue montre la courbe de fiabilité et la ligne pointillée épaisse représente l'ajustement de régression pondéré par les moindres carrés à la courbe de fiabilité. Les histogrammes sont représentés par les barres grises entourées de rouge, qui indiquent la fréquence relative des prévisions dans chaque tranche de 5% de la courbe. Les fines lignes horizontales et verticales indiquent la fréquence relative de survenance des dates de début de saison dans les catégories respectives, tandis que la fine ligne diagonale représente la ligne de fiabilité parfaite.

Il est présenté à la figure 9 les résultats du score de probabilité classée (RPS) pour les prévisions des dates de début de saison. Pour plus de 45,3% des localités, il est observé des prévisions mitigées. Ainsi, le RPS y apparaît plus marqué dans les pays comme le Burkina-

Faso et au Niger avec des RPS est relativement plus faible (indiquant une prévision meilleure). Ailleurs, le RPS est moins accentué, avec RPS est relativement plus élevé (indiquant une prévision plus mauvaise) notamment en Mauritanie et au Tchad.

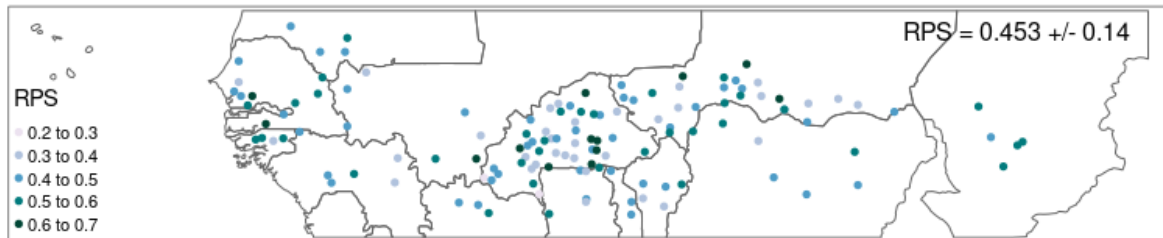


Figure 9: Carte de RPS des prévisions saisonnières des DDS pour la période de 2014 à 2021 en zone soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest.

3.1.2. Qualité des prévisions saisonnières pour les dates de fin de saison

Il est présenté à la figure 10 les diagrammes ROC avec les aires associées pour chaque catégorie (normale, supérieure à la normale et inférieure à la normale) et pour le paramètre date de fin de saison pluvieuse. Il ressort de l’observation de cette courbe que les prévisions PRESASS pour ce paramètre ont une capacité relativement bonne à discriminer les catégories inférieures avec un aire de ROC de 0,595. Ainsi, il existe une bonne adéquation entre les probabilités prévues de situations inférieures à la normale et leurs observations comparativement aux situations normales et supérieures à la normale pour 59,5 % des prévisions réalisées. Les catégories normales et supérieures à la normale avec des aires de ROC de 0,43 et 0,49 ne sont pas bien discriminée pour l’ensemble des prévisions pour les dates de fin.

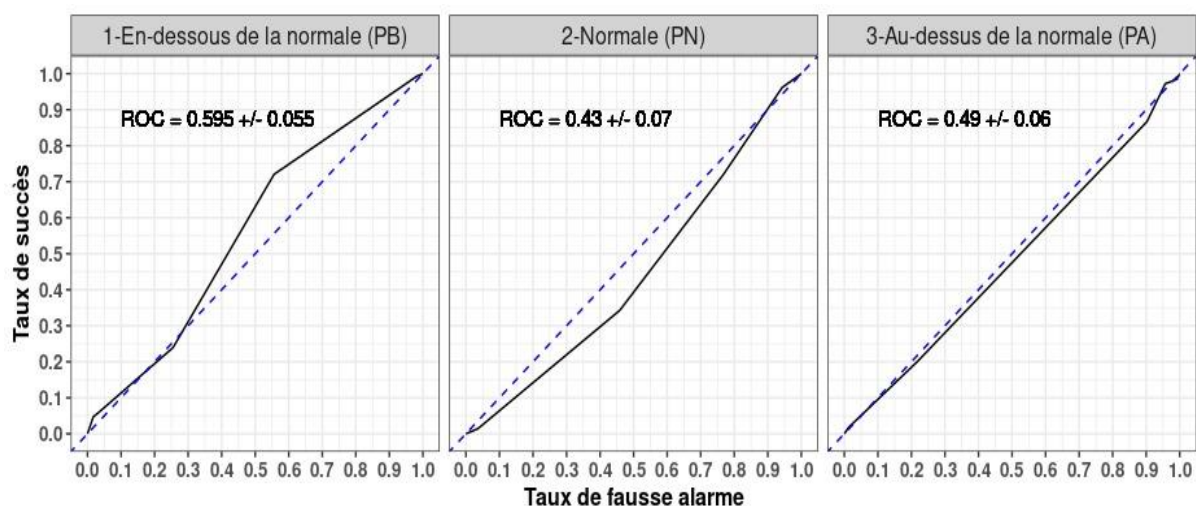


Figure 10: Diagrammes ROC sur Période 2014-2021 pour les prévisions saisonnières de dates de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest (PRESASS).

Il est présenté à la figure 11 les résultats du score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions des dates de fin de saison. Pour plus de 50 % des localités, il est observé une bonne discrimination des 3 catégories de prévision avec un gradient Ouest/Est. Ainsi, le GROC y apparaît moins marqué vers l'ouest, au-delà de 5°W de longitude, et au nord, au-delà de 8-10°N de latitude, avec une absence de compétence à une mauvaise capacité de discrimination, notamment au centre et au nord du Burkina-Faso, au sud-ouest du Sénégal, en Gambie, et au sud de la Mauritanie. Ailleurs, le GROC est plus accentué, avec de bonne à parfaite capacité de discrimination à l'est, notamment au nord du Bénin, au sud et au sud-ouest du Niger, au nord du Nigéria et au centre du Tchad.

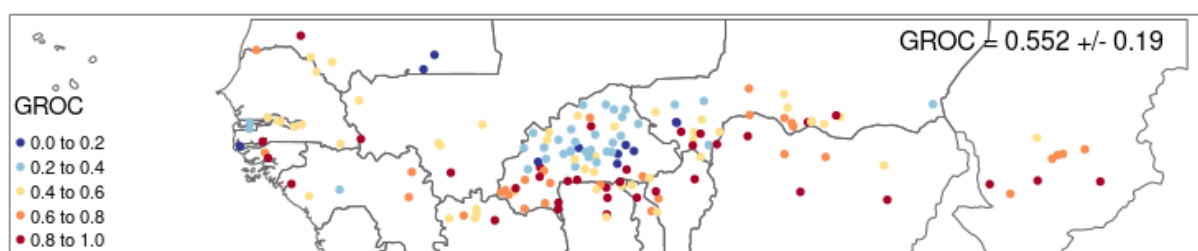


Figure 11: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des dates de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour la période 2014-2021.

Les diagrammes de fiabilité pour les trois catégories des dates de fin de saison de pluie sur la

zone soudano sahélienne montrent une mauvaise résolution et une mauvaise fiabilité (figure 12). Le graphique ROC indique une bien meilleure discrimination (59,5 % ; figure 10). La sous-estimation de la catégorie supérieure à la normale est clairement évidente à partir du déplacement de la courbe de fiabilité, mais elle est encore plus évidente à partir de l'histogramme, qui montre que toutes les prévisions avaient des probabilités pour cette catégorie qui étaient supérieures à la fréquence relative observée des dates de fin normales. S'il n'y avait pas de biais inconditionnel, la ligne verticale diviserait l'histogramme en deux moitiés égales. De même, une sur-prévision de la catégorie la normale est évidente, du fait, que toutes les prévisions avaient des probabilités pour cette catégorie qui étaient supérieures à la fréquence relative observée des dates de fin normale.

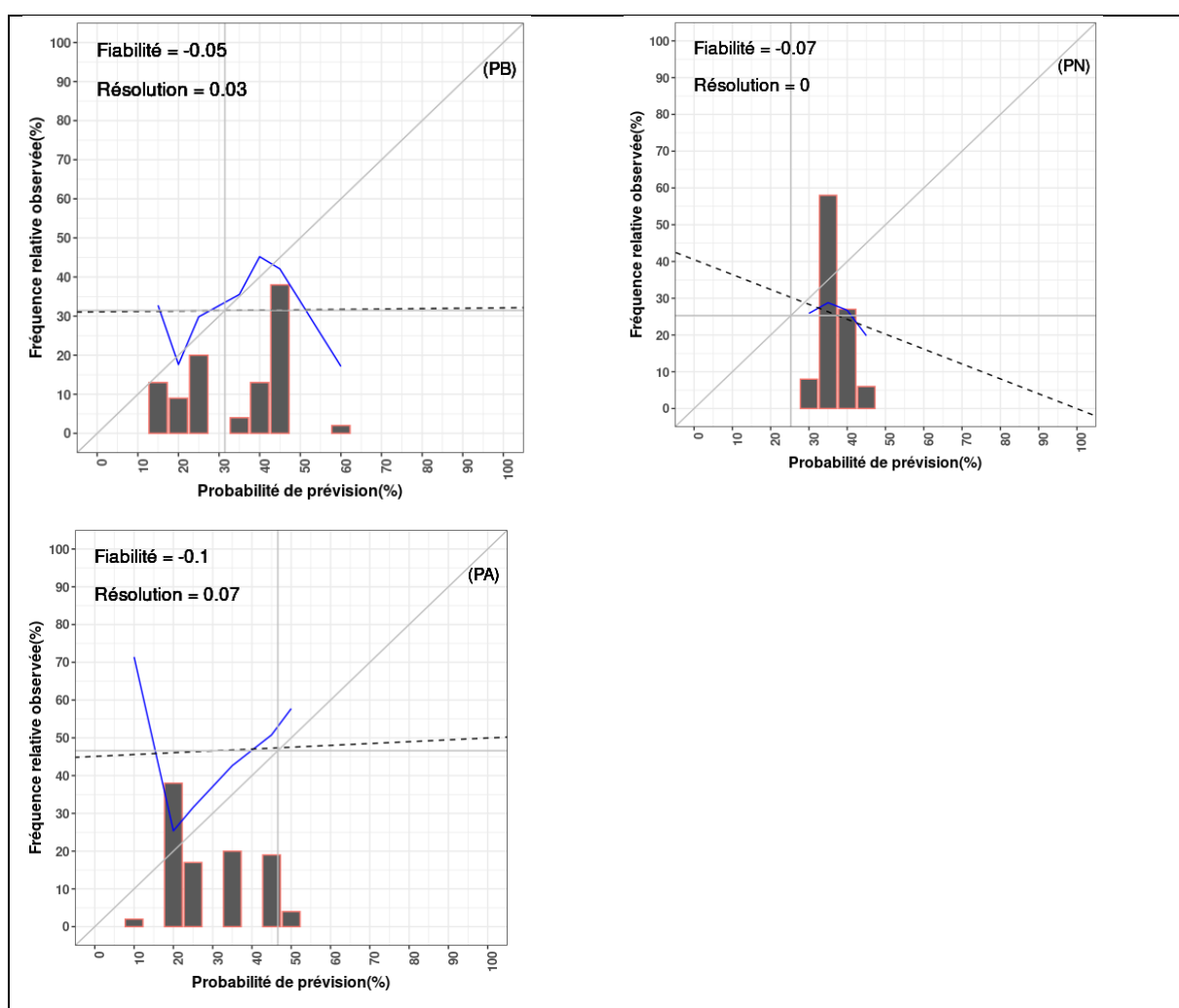


Figure 12: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des dates de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour les trois catégories. Période :2014-2021.

Il est présenté à la figure 13 les résultats du score de probabilité classée (RPS) pour les

prévisions des séquences sèches de fin de saison. Pour plus de 45,9% des localités, il est observé des prévisions mitigées. Ainsi, le RPS y apparaît plus marqué dans les pays comme le Burkina-Faso, le Mali et le Bénin avec des RPS est relativement plus faible (indiquant une prévision meilleure). Ailleurs, le RPS est moins accentué, avec RPS est relativement plus élevé (indiquant une prévision plus mauvaise) notamment au Niger et au Tchad.

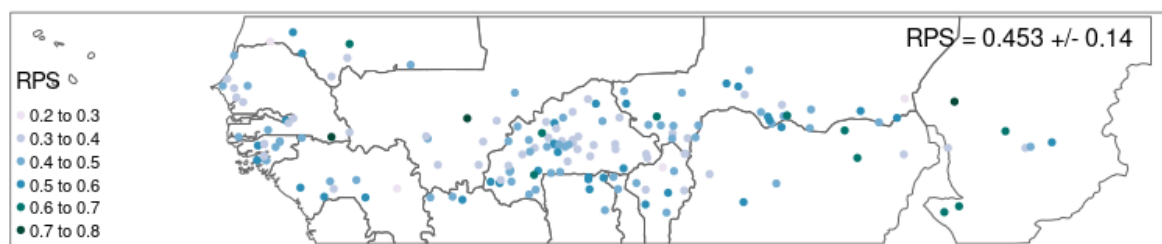


Figure 13: Carte de RPS des prévisions saisonnières des DFS pour la période de 2014 à 2021, en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest.

3.1.3. Qualité des prévisions saisonnières pour les séquences sèches de début de saison

Il est présenté à la figure 14 les diagrammes ROC avec les aires associées pour chaque catégorie (normale, supérieure à la normale et inférieure à la normale) et pour le paramètre séquences sèches de début de saison pluvieuse. Il ressort de l'observation de cette courbe que les prévisions PRESASS pour ce paramètre ont une capacité relativement bonne à discriminer la catégorie la normale avec un aire de ROC de 0,52. Ainsi, il existe une bonne adéquation entre les probabilités prévues de situations normales et leurs observations comparativement aux situations normales et supérieures à la normale pour 52% des prévisions réalisées. Les catégories inférieures et supérieures à la normale avec des aires de ROC de 0,48 et 0,49 ne sont pas bien discriminées pour l'ensemble des prévisions pour les séquences sèches de début de saison.

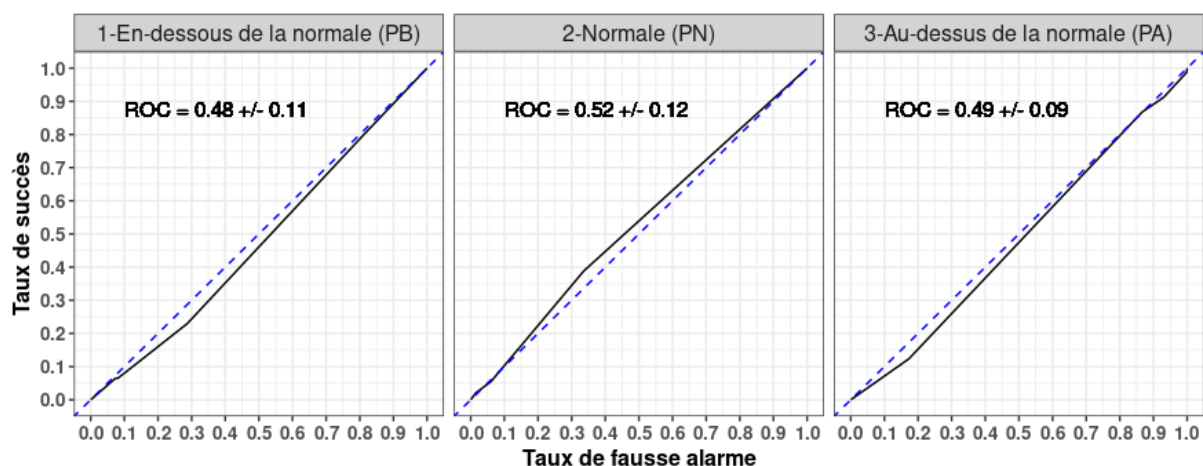


Figure 14: Diagrammes ROC sur Période 2014-2021 pour les prévisions saisonnières de séquences sèches de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest (PRESASS).

Il est présenté à la figure 15 les résultats du score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions des séquences sèches de début de saison. Pour plus de 50 % des localités, il est observé une bonne discrimination des 3 catégories de prévision avec un gradient Ouest/Est. Ainsi, le GROC y apparaît moins marqué vers l'ouest, au-delà de 5°W de longitude, et au nord, au-delà de 8-10°N de latitude, avec une absence de compétence à une mauvaise capacité de discrimination, notamment au centre et au nord du Burkina-Faso, au sud-ouest du Sénégal, en Gambie, et au sud de la Mauritanie. Ailleurs, le GROC est plus accentué, avec de bonne à parfaite capacité de discrimination à l'est, notamment au nord du Bénin, au sud et au sud-ouest du Niger, au nord du Nigéria et à l'ouest du Tchad.

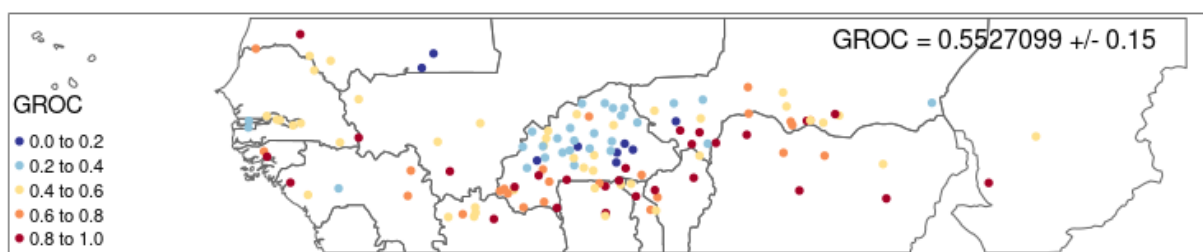


Figure 15: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des séquences sèches de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour la période 2014-2021.

Les diagrammes de fiabilité pour les trois catégories des séquences sèches de début de saison de pluie sur la zone soudano sahélienne montrent une mauvaise résolution et une mauvaise fiabilité (figure 16). La sous-estimation de la catégorie supérieure à la normale est clairement évidente à partir du déplacement de la courbe de fiabilité, mais elle est encore plus évidente à partir de l'histogramme, qui montre que toutes les prévisions avaient des probabilités pour cette catégorie qui étaient supérieures à la fréquence relative observée des séquences sèches

de début supérieures à la normale. S'il n'y avait pas de biais inconditionnel, la ligne verticale diviserait l'histogramme en deux moitiés égales. De même, une sur prévision de la catégorie la normale est évidente, du fait, que toutes les prévisions avaient des probabilités pour cette catégorie qui étaient supérieures à la fréquence relative observée des séquences sèches de début normales.

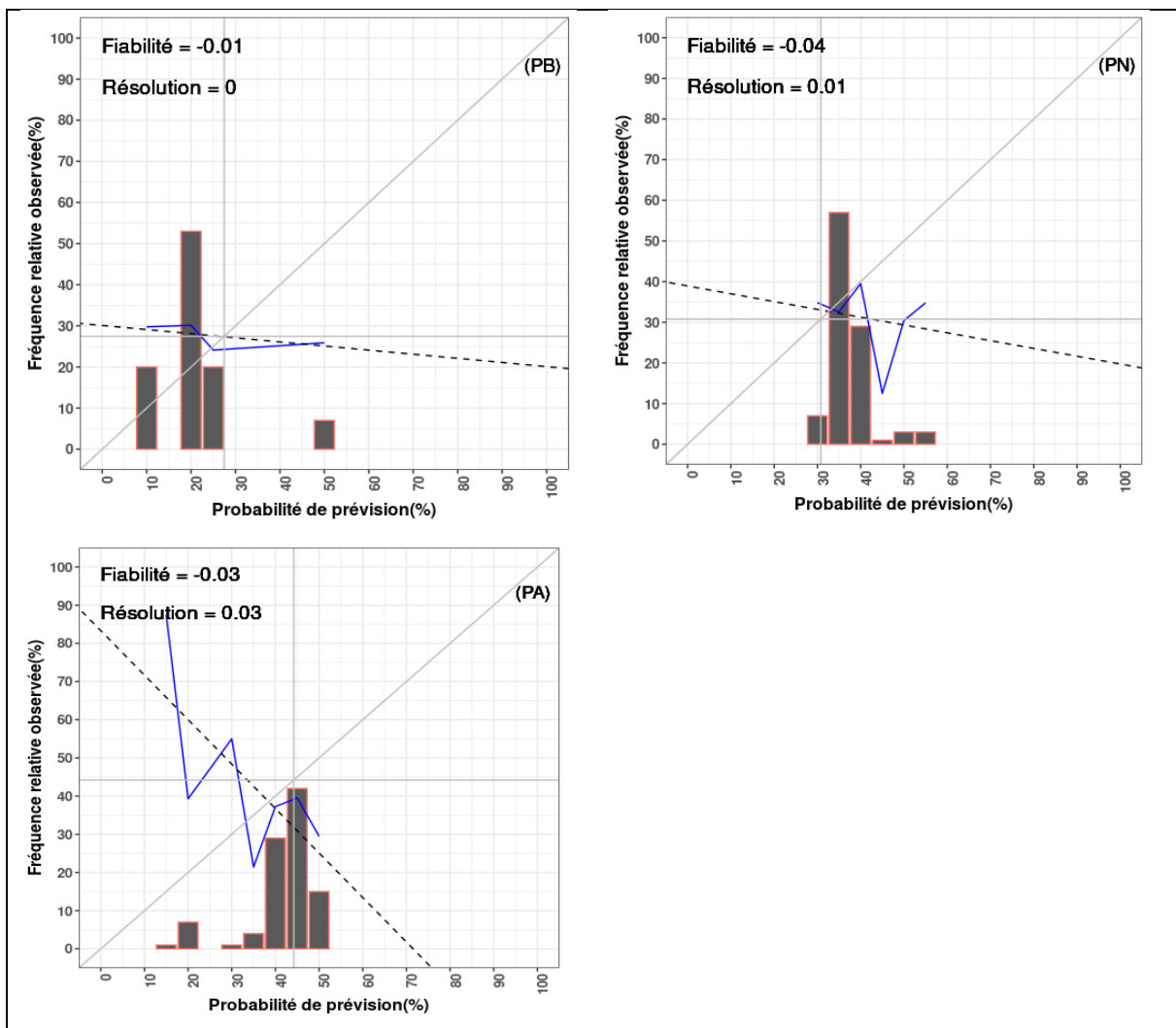


Figure 16: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des séquences sèches de début de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour les trois catégories. Période :2014-2021.

Il est présenté à la figure17 les résultats du score de probabilité classée (RPS) pour les prévisions des séquences sèches de début de saison. Pour plus de 46% des localités, il est observé des prévisions mitigées. Ainsi, le RPS y apparaît plus marqué dans les pays comme le Burkina-Faso, au Mali et au Bénin avec des RPS est relativement plus faible (indiquant une prévision meilleure). Ailleurs, le RPS est moins accentué, avec RPS est relativement plus

élevé (indiquant une prévision plus mauvaise) notamment au Niger et au Tchad.

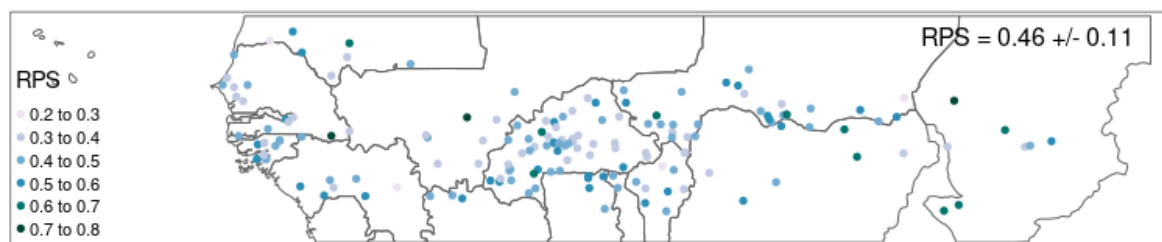


Figure 17: Carte de RPS des prévisions saisonnières des SSDS pour la période de 2014 à 2021, en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest.

3.1.4. Qualité des prévisions saisonnières pour les séquences sèches de fin de saison

Il est présenté à la figure 18 les diagrammes ROC avec les aires associées pour chaque catégorie (normale, supérieure à la normale et inférieure à la normale) et pour le paramètre séquences sèches de fin de saison pluvieuse. Il ressort de l'observation de cette courbe que les prévisions PRESASS pour ce paramètre ont une capacité relativement bonne à discriminer la catégorie la normale avec un aire de ROC de 0,54. Ainsi, il existe une bonne adéquation entre les probabilités prévues de situations normales et leurs observations comparativement aux situations normales et supérieures à la normale pour 54% des prévisions réalisées. Les catégories inférieures et supérieures à la normale avec des aires de ROC de 0,5 et 0,48 ne sont pas bien discriminées pour l'ensemble des prévisions pour les séquences sèches de fin de saison.

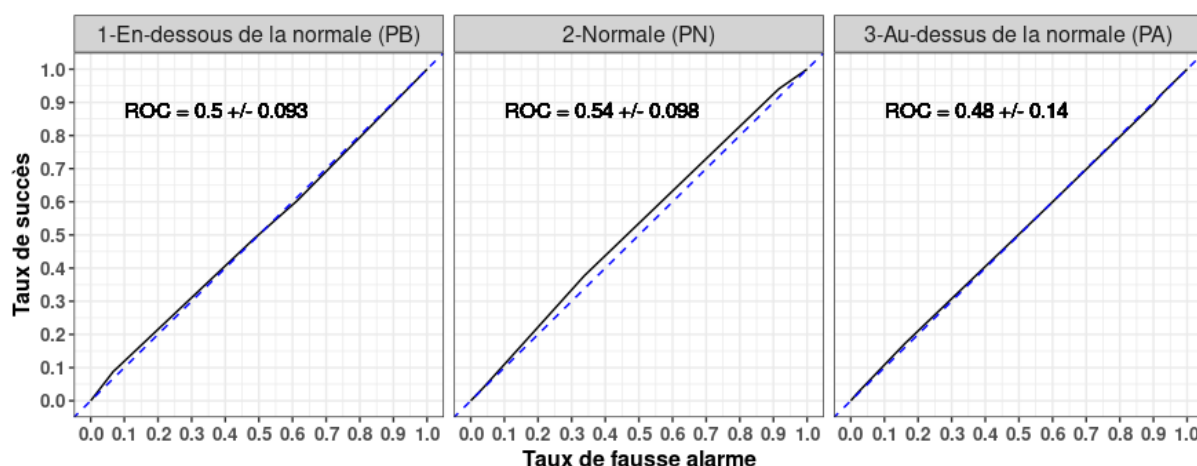


Figure 18: Diagrammes ROC pour les prévisions saisonnières de séquences sèches de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour la période 2014-2021.

Il est présenté à la figure 19 les résultats du score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions des séquences sèches de fin de saison. Pour plus de 50 % des localités, il est observé une bonne discrimination des 3 catégories de prévision avec un gradient Ouest/Est. Ainsi, le GROC y apparaît moins marqué vers l'ouest, au-delà de 5°W de longitude, et au nord, au-delà de 8-10°N de latitude, avec une absence de compétence à une mauvaise capacité de discrimination, notamment au centre et au nord du Burkina-Faso, au sud-ouest du Sénégal, en Gambie, et au sud de la Mauritanie. Ailleurs, le GROC est plus accentué, avec de bonne à parfaite capacité de discrimination à l'est, notamment au nord du Bénin, au sud et au sud-ouest du Niger, au Nord du Nigéria et à l'ouest du Tchad.

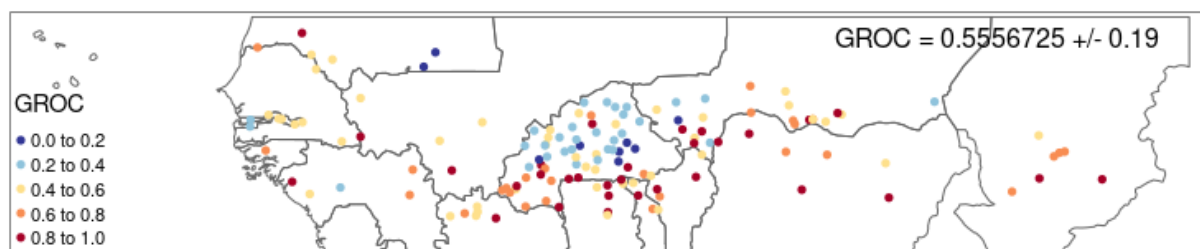


Figure 19: Score de discriminations généralisées (GROC) pour les prévisions saisonnières des séquences sèches de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour la période 2014-2021.

Les diagrammes de fiabilité pour les trois catégories des séquences sèches de fin de saison de pluie sur la zone soudano sahélienne montrent une mauvaise résolution et une mauvaise fiabilité (figure 20). L'excès de confiance de la catégorie normale est évident. La sous-estimation de la catégorie supérieure à la normale est clairement évidente à partir du déplacement de la courbe de fiabilité, mais elle est encore plus évidente à partir de l'histogramme, qui montre que toutes les prévisions avaient des probabilités pour cette catégorie qui étaient supérieures à la fréquence relative observée des séquences sèches de début supérieures à la normale. S'il n'y avait pas de biais inconditionnel, la ligne verticale diviserait l'histogramme en deux moitiés égales. De même, une sur prévision de la catégorie la normale est évidente, du fait, que toutes les prévisions avaient des probabilités pour cette catégorie qui étaient supérieures à la fréquence relative observée des séquences sèches de fin normales.

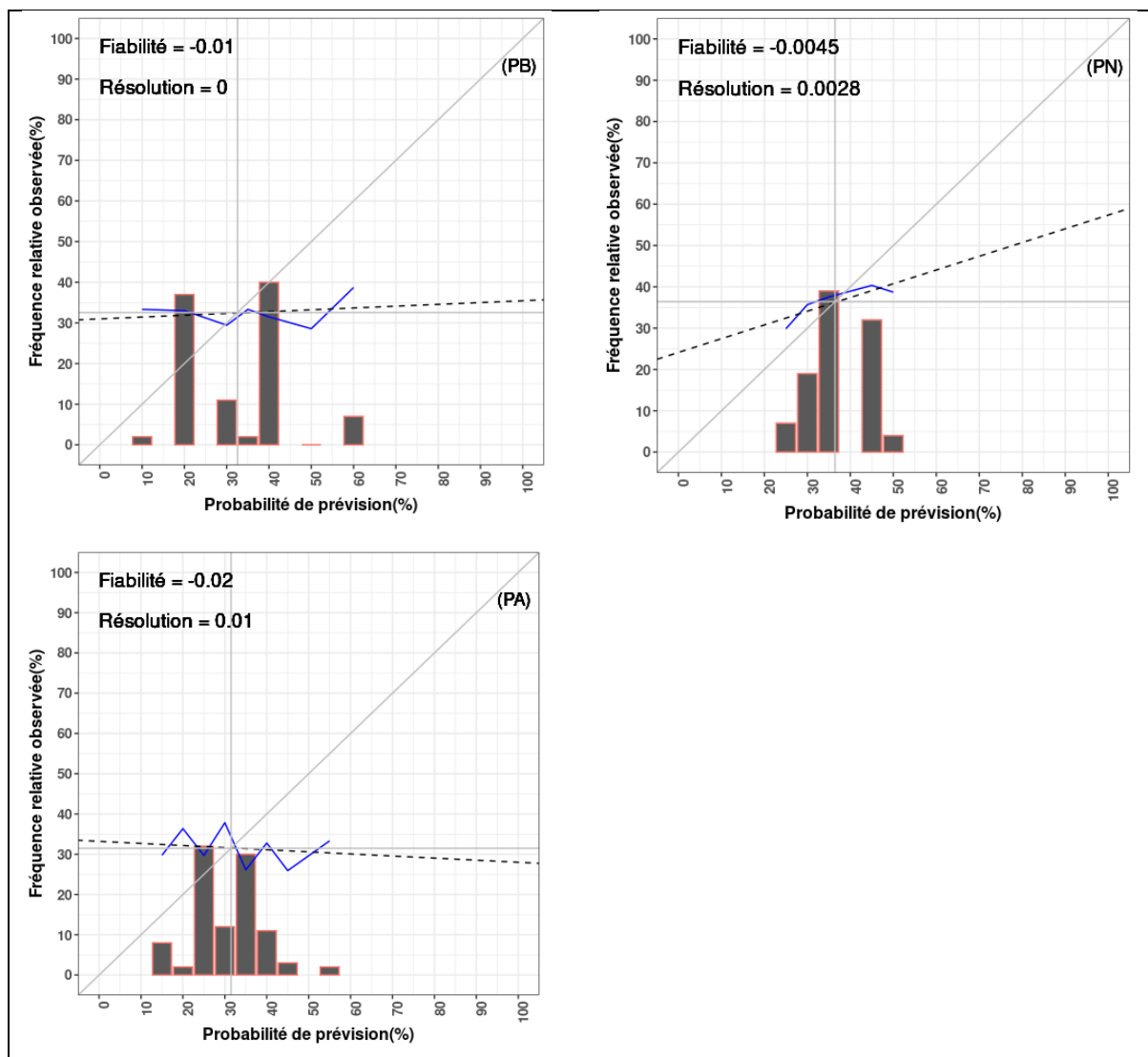


Figure 20: Diagrammes de fiabilité des prévisions saisonnières des séquences sèches de fin de saison en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest pour les trois catégories pour la période de 2014-2021.

Il est présenté à la figure 21 les résultats du score de probabilité classée (RPS) pour les prévisions des séquences sèches de fin de saison. Pour plus de 45,9% des localités, il est observé des prévisions mitigées. Ainsi, le RPS y apparaît plus marqué dans les pays comme le Burkina-Faso, au Mali et au Bénin avec des RPS est relativement plus faible (indiquant une prévision meilleure). Ailleurs, le RPS est moins accentué, avec RPS est relativement plus élevé (indiquant une prévision plus mauvaise) notamment au Niger et au Tchad.

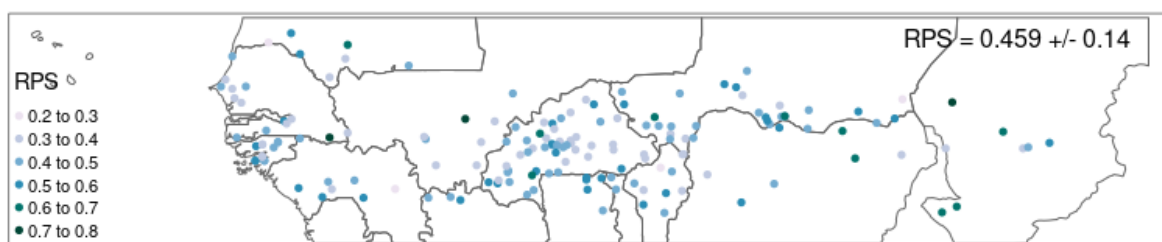


Figure 21: Carte de RPS des prévisions saisonnières des SSFS pour la période de 2014 à 2021, en zone soudano-sahélienne de l'Afrique de l'Ouest.

3.2. Valeur des prévisions des paramètres agroclimatiques

Le taux d'intérêt effectif a été utilisé comme méthode pour évaluer la valeur économique des prévisions saisonnières en zone soudano sahélienne (tableau 1). Il fournit une indication des rendements moyens qu'un investisseur obtiendrait s'il investissait sur la base des prévisions du PRESASS comparativement à s'il utilisait des prévisions climatologiques.

Dans l'ensemble, les prévisions du PRESASS des paramètres agroclimatiques ont apporté des intérêts positifs dans leur utilisation comparativement à des décisions se basant sur des prévisions climatologiques, ceci, malgré les taux d'intérêt assez faibles observés. Ainsi, en moyenne des taux d'intérêt de 2,09 %, 0,9 %, 3,5 % et 3,1% peuvent être engendrés pour des décisions se basant respectivement sur les prévisions du PRESASS de dates de début de saison pluvieuse, de dates de fin de saison pluvieuse et de séquences sèches en début et en fin de saison de pluie.

Tableau 1: Taux d'intérêt effectif des décisions basées sur les prévisions des paramètres agroclimatiques par année.

Année/TI E	Date de début de saison (%)	Date de fin de saison (%)	Séquences sèches de début (%)	Séquences sèches de fin (%)
2014	5.042	-2.07	3.90	0.65
2015	9.68	5.29	9.16	13.49
2016	-0.43	3.76	2.10	1.75
2017	-9.38	15.08	-0.74	-0.01
2018	0.63	-9.84	0.03	3.20
2019	1.26	-3.77	13.19	-0.61
2020	5.29	-4.67	0.05	1.57
2021	4.65	3.66	0.15	4.10

4. Discussion

Le but de tout système de prévision est de fournir une information qui soit la plus précise possible. Pour évaluer cette précision, appelée qualité et valeur, il est nécessaire de disposer d'outils de vérification des prévisions. Pour évaluer les prévisions saisonnières, la littérature scientifique a proposé des outils spécifiques. Elle n'a pas pour vocation d'améliorer la précision des prévisions initiales. Elle suppose que les prévisions probabilistes peuvent être utilisées comme outil d'aide pour une meilleure prise de décision.

Les résultats de l'étude, en zone soudano sahélienne ont montré que les diagrammes de fiabilités introduit par Hartmann *et al.* (2002) puis étudié par Bröcker et Smith (2007) et Pinson *et al.* (2010), pour la plupart des paramètres agroclimatiques ont une faible résolution et une fiabilité médiocre pour des prévisions inutiles. Cependant, les courbes de fiabilité ne sont pas droites, ce qui s'explique en partie par la petite taille de l'échantillon, mais qui indique également que les prévisions ne sont pas bien calibrées. Ces résultats sont conformes à ceux trouvés par Chidzambwa et Mason (2008) qui ont prouvé la mauvaise résolution et la mauvaise fiabilité de ces diagrammes, lors de la vérification des prévisions africaines des cumul de précipitations du RCOF.

Les prévisions des dates de début de saison ont montré, dans l'ensemble de bonne capacité de discrimination pour les catégories inférieures et supérieures à la normale. Ce résultat corrobore avec les travaux de Chidzambwa et Mason (2008) et Bliefernicht *et al.* (2019) qui ont conduit des études d'évaluation de ces prévisions saisonnières des précipitations en Afrique de l'Ouest, en utilisant respectivement les données d'estimation satellitaires et les données in-situ. Les résultats de leurs études ont montré que la prévision a été bonne pour les catégories supérieures et inférieures à la normale et peuvent s'améliorer au fil des années. Toutefois des erreurs systématiques ont été relevées. À l'instar du ROC, les biais probabilistes (c'est-à-dire les problèmes d'étalonnage) ne dégradent pas le score GROC, qui reflète uniquement la capacité de discrimination (Mason, 2018). Ainsi, le digramme de discrimination Généralisé GROC a montré que la plupart des compétences évidentes semblent provenir des prévisions pour le Burkina-Faso, le Sénégal, la Gambie, et la Mauritanie. Pour plus de 45.3% des localités, il est observé des prévisions mitigées avec des RPS relativement plus faibles dans les pays comme le Burkina-Faso et au Niger indiquant une prévision meilleure.

Les prévisions des dates de fin de saison ont montré, dans l'ensemble de bonne capacité de discrimination pour la catégorie inférieure à la normale, contrairement aux autres catégories

c'est à dire les catégories normales et supérieures à la normale ou nous avons constaté une absence de compétence. Mais le digramme de discrimination généralisé GROC a montré une bonne discrimination des 3 catégories de prévision avec un gradient Ouest/Est pour une absence de compétence à une mauvaise capacité de discrimination, notamment au centre et au Nord du Burkina-Faso, au sud-ouest du Sénégal, en Gambie, et au sud de la Mauritanie. Ce même digramme a montré une bonne à une parfaite capacité de discrimination à l'Est, notamment pour les prévisions du Togo, du Bénin, du Nigéria, du Niger et du Tchad. A l'image des dates de fin de saison, il est observé des prévisions mitigées avec des RPS relativement plus faible pour les prévisions des pays comme le Burkina-Faso, le Mali et le Bénin.

Contrairement aux dates de début de saison pluvieuse et des dates de fins de saison pluvieuse, on a constaté que les séquences sèches de début et de fin de saison de pluie sont relativement bien discriminées pour la catégorie normale. Ce résultat est contraire à celui obtenu par Chidzambwa et Mason (2008) et Bliefernicht *et al.* (2019) lors des études similaires. Mais le digramme de discrimination généralisé GROC a montré une bonne discrimination des 3 catégories de prévision avec un gradient Ouest/Est pour une absence de compétence à une mauvaise capacité de discrimination, notamment au centre et au Nord du Burkina-Faso, au sud-ouest du Sénégal, en Gambie, et au sud de la Mauritanie. Ce même digramme a montré une bonne à une parfaite capacité de discrimination à l'Est, notamment pour les prévisions du Togo, du Bénin, du Nigéria, du Niger et du Tchad. A l'image des dates de début et de fin de saison des pluies, il est observé des prévisions également mitigées avec des RPS relativement plus faibles pour les prévisions des pays comme le Burkina-Faso, le Mali et le Bénin.

Bliefernicht *et al.* (2019) ont fait savoir que des erreurs liées à la propension qu'ont les experts d'accorder des probabilités élevées à la catégorie normale ont été constatées et seraient liées à l'aversion qu'ils ont à la prise de risque.

L'évaluation des bénéfices et/ou pertes potentiels a montré dans l'ensemble, que les prévisions du PRESASS des paramètres agroclimatiques ont apporté des intérêts positifs dans leur utilisation comparativement à des décisions se basant sur des prévisions climatologiques, ceci, malgré les taux d'intérêt assez faibles observés. Ainsi, en moyenne des taux d'intérêt de 2,09 %, 0,9 %, 3,5 % et 3,1% peuvent être engendrés pour des décisions se basant respectivement sur les prévisions du PRESASS de dates de début de saison pluvieuse, de dates de fin de saison pluvieuse et de séquences sèches en début et en fin de saison de pluies. Ces taux d'intérêt effectif des décisions basées sur les prévisions des paramètres agroclimatiques par année ont montré que les utilisateurs pouvaient avoir confiance aux

prévisions saisonnières du PRESASS de la zone soudano-sahélienne (PRESASS) avec des TIE beaucoup plus intéressant pour les années 2014 et 2015. Ces résultats sont peut-être dus à la prise en compte des différences de régimes pluviométriques entre les régions du Golfe de Guinée (bimodales) et celles soudaniennes et-sahéliennes (unimodales) (Ali *et al.*, 2023).

Ces résultats ont confirmé les travaux de Sultan *et al.* (2010) ainsi que ceux de Roudier *et al.* (2012) et Tinni et al (2022) qui ont démontré que les paysans peuvent tirer des bénéfices significatifs en termes d'augmentation de revenus et de réduction des risques grâce à la mise en œuvre des avis et conseils issus des prévisions. De la même façon, (Amegnaglo *et al.*, 2017) avec la méthode d'évaluation contingente (CVM) ont montré qu'environ 83 % producteurs de maïs étaient prêts à payer WTP, bien que des différences entre les municipalités aient été notées. Mabé *et al.* (2014) ont constaté que les agriculteurs du nord du Ghana étaient prêts à payer 41,20 Ghs pour acquérir des informations climatiques annuelles. Au Burkina Faso, en utilisant la même méthode ont constaté que les agriculteurs perçoivent certains avantages à utiliser les informations climatiques et sont prêts à payer en moyenne 546 F CFA pour obtenir des informations de prévisions saisonnières.

Les différents utilisateurs des prévisions auront généralement des sensibilités différentes aux événements et choisiront donc différents seuils de probabilité pour déclencher une action préparatoire. Bien qu'il existe quelques cas de manque de confiance, les prévisionnistes sont mis en garde contre le fait d'être encouragés à émettre simplement des prévisions légèrement plus précises sur la base des résultats de la vérification, mais plutôt à travailler vers les procédures de prévision plus objectives avec le système de prévision NextGen qui ont des mesures de vérification déterministes et probabilistes utilisées conformément aux recommandations du système de vérification normalisé de l'OMM pour les prévisions à long terme et pour l'évaluation des compétences (OMM, 2018).

Conclusion

L'objectif de cette étude était d'évaluer la qualité et la valeur économique des prévisions saisonnières des paramètres agroclimatiques en zone soudano-sahélienne. Afin d'atteindre cet objectif plusieurs métriques d'évaluations ont été définies pour non seulement évaluer la qualité mais aussi la valeur de ces prévisions. Parmi ces métriques, le ROC et le GROC permettent de mesurer les attributs de discrimination, les composantes résolution et fiabilité du score d'ignorance sont exploitées pour mesurer les attributs de résolution et de fiabilité des prévisions. Le RPS est utilisé en tant que score d'attributs multiples. Le taux d'intérêt effectif est utilisé pour évaluer la valeur des prévisions agroclimatiques du PRESASS et plus précisément l'attribut qui porte sur l'intérêt économique.

Du processus d'évaluation, il ressort que les prévisions du PRESASS ont une bonne capacité de discrimination des catégories inférieures (ROC de 0,57) et supérieures à la normale (ROC de 0,61) pour les dates de début de saison. Elles ont également une bonne capacité de discrimination pour les catégories inférieures à la normale pour les dates de fin de saison. Que ce soit en début ou en fin de saison, les séquences sèches prévues dans la catégorie normale sont relativement bien discriminées. Les prévisions du PRESASS pour les paramètres agroclimatiques affichent des résolutions et des fiabilités non satisfaisantes telles que reflétées par les valeurs des composantes résolution et fiabilité de l'ignorance score. Cependant, un résultat mitigé est observé pour le score d'attributs multiples (RPS) utilisé. Les décisions basées sur ces prévisions présentent dans l'ensemble des taux d'intérêt satisfaisants comparativement aux prévisions se basant uniquement sur les prévisions climatologiques.

La principale limite de ce travail est la petite taille de l'échantillon disponible pour l'évaluation des prévisions saisonnières. Malgré qu'une analyse d'incertitude se basant sur le bootstrap a été réalisée pour indiquer la marge d'incertitude sur chaque score.

En termes de perspectives, à moyen terme, il serait intéressant de procéder à une évaluation générale des systèmes de prévisions en Afrique de l'Ouest (PRESAGG, PRESASS) en prenant en compte plusieurs aspects comme :

- L'évaluation de l'utilité des prévisions saisonnières à travers des enquêtes avec les différents usagers de plusieurs secteurs ;
- L'évaluation des bénéfices et/ou pertes potentiels des utilisateurs finaux dans leur prise de décision se basant sur ces prévisions, à travers des modèles biophysiques ou en utilisant des modèles d'analyse décisionnelle coût-perte, qui constituent des méthodes plus robustes.

Bibliographie

ACMAD (2021a) Regional climate outlook forum for West Africa, Chad and Cameroon. Accessed 6 July 2021, <http://acmad.net/rcc/presao.php>.

ACMAD (2021b) Regional climate outlook forum for the Gulf of Guinea countries. Accessed 8 April 2021, <http://acmad.net/rcc/presagg.php>.

Amegnaglo, C. J., Kwabena, A. A., Akwasi, M.B., Edwards, E. O. et Amoussouga, F. G. (2017). Contingent valuation study of the benefits of seasonal climate forecasts for maize farmers in the Republic of Benin, West Africa. *Climate Services*, 6, pp. 1–11. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2017.06.007>.

Anaman, K. A., Thampapillai, D. J., Henderson-Sellers, A., Noar, P. F. et Sullivan, P. J. (1995). Methods for assessing the benefits of meteorological services in Australia. *Science and Technology for Weather and Climate*, pp. 17-29.

Available at: <https://doi.org/10.1002/met.5060020104>.

Bliefernicht, J., Waongo, M., Salack, S., Seidel, J., Laux, P., and Kunstmann, H. (2019). Quality and value of seasonal precipitation forecasts issued by the west african regional climate outlook forum. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 58(3), 621-642.

Berri, G.J., Antico, P.L. and Goddard, L. (2005). Evaluation of the climate outlook forums seasonal precipitation forecasts of southeast South America during 1998-2002. *International Journal of Climatology*, 25(3), pp. 365–377. Available at: <https://doi.org/10.1002/joc.1129>.

Brier, G.W., 1950: Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Monthly Weather Review*, 78:1–3.

Bröcker, J. and Smith, L.A. (2007). Scoring probabilistic forecasts: The importance of being proper. *Weather Forecasting*, 22:382–388.

Bruno Soares, M., Daly, M. and Dessai, S. (2018). Assessing the value of seasonal climate forecasts for decision-making, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 9(4), pp. 1–19. Available at: <https://doi.org/10.1002/wcc.523>.

Chidzambwa, S. and Mason, S.J. (2008). Report of the evaluation of regional climate outlook forecasts for Africa during the period 1997 to 2007. ACMAD Technical Report, ACMAD, Niamey, 26p.

CILSS (2016). *Landscapes of West Africa – A Window on a Changing World*. U.S. Geological Survey EROS, 47914 252nd St, Garretson, SD 57030, UNITED STATES. Publisher : CILSS/USGS/USAID.

CRA (2021). Bulletin spécial de prévision des caractéristiques agro-hydro-climatiques de la

saison des pluies 2021 pour les pays des zones Sahélienne et Soudanienne de l’Afrique de l’Ouest et du Tchad. Rapport technique, Centre Régional AGRHYMET, Niamey, 8p.

Dekoula, C.S., Kouame, B., N’goran, E. K., Yao, F. G., Ehounou, J. N. et Soro, N. (2018). Impact de la variabilité pluviométrique sur la saison culturale dans la zone de production cotonnière en Côte d ’ Ivoire. 14(12), pp. 143–159.

Available at: <https://doi.org/10.19044/esj.2018.v14n12p143>.

Efron, B., and Gong, G. (1983). A leisurely look at the bootstrap, the jackknife, and cross-validation. *Amer. Stat.*, 37, 36–48, <https://doi.org/10.1080/00031305.1983.10483087>.

Epstein, E.S. (1969). A scoring system for probability forecasts of ranked categories. *Journal of Applied Meteorology*, 8:985–987.

GIEC. (2022). 6^{ème} rapport d’évaluation du groupe d’experts intergouvernemental sur l’évolution du climat. 1er volume : Les sciences physiques du Changement Climatique- Synthèse du résumé à l’intention des décideurs du GIEC. Citepa, https://www.citepa.org/Wp-Content/Uploads/Citepa_2021_09_d01_INT_GIEC_AR6_Vol1_09082021_VF.Pdf.

Hamatan, M., Mahe, G., Servat, E., Paturel, J. E. and Amani, A. (2004). Synthèse et évaluation des prévisions saisonnières en Afrique de l’ouest. *Science Et Changements Planétaires/Sécheresse*, 15(3), 279–286.

Hamlet, A. F., Huppert, D. and Lettenmaier, D. P. (2002). Economic Value of Long-Lead Streamflow Forecasts for Columbia River Hydropower. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 128(2), pp. 91–101. Available at: [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9496\(2002\)128:2\(91\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9496(2002)128:2(91)).

Hamill, T.M. (1997). Reliability diagrams for multicategory probabilistic forecasts. *Weather and Forecasting*, 12(4), pp. 736–741. Available at: [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(1997\)012<0736:RDFMPF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(1997)012<0736:RDFMPF>2.0.CO;2).

Hammer, G. L., Hansen, J. W., Phillips, J. G., Mjelde, J. W., Hill, H., Love, A., and Potgieter, A. (2001). Advances in application of climate prediction in agriculture. *Agricultural Systems*, 70(2-3), 515553.

Hansen, J. W., Mason, S. J., Sun, L., and Tall, A. (2011). Review of seasonal climate forecasting for agriculture in sub-saharan Africa. *Experimental Agriculture*, 47(2), 205240.

Hartmann, H. et al. (2002). Confidence Builders: Evaluating Seasonal Climate Forecasts from User Perspectives. In: *Bulletin of the American Meteorological Society* 83.5, p. 683-698.

Hill, H.S.J., Mjelde, J.W. (2002). Challenges and opportunities provided by seasonal climate forecasts: a literature review. *J. Agric. Appl. Econ.* 34 (3), 603–632.

Houngnibo, M. C., Ali, A., Agossou, G.T., Hamatan, M., Alhassane, A., Minoungou, B., Quenum, N., Segnon, A. C. et Zougmore, R. B. (2022). Towards a new approach for Seasonal Climate Forecasting in West Africa, 5p.

Houngnibo, M. C. M., Ali, A., Agali, A., Waongo, M., Lawin, A. E., and Cohard, J.-M. (2023a). Stochastic disaggregation of seasonal precipitation forecasts of the West African Regional Climate Outlook Forum. *International Journal of Climatology*, 43(12), 5569–5585.

Houngnibo, M., Minoungou, B., Agossou, G.T., Ali, A., Segnon, A.C., Ladi Tchoho, M.D. and Zougmore, R.B. (2023b). Translating seasonal forecasts into actionable information for adaptation planning in agriculture and water sectors in West Africa: Approach and application in Niger. Report, pp.1-11.

IPCC, 2022. *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [H.-O. Portner, " D.C. Roberts, M. Tignor, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Loschke, " V. Moller, " A. Okem, B. Rama (eds.)]. Cambridge University Press. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA, 3056 pp., doi: 10.1017/9781009325844.

Jalloh, A., Nelson, G. C., Thomas, T. S., Zougmore, R. B., and Roy-Macauley, H. (2017). *L’agriculture ouest-africaine et le changement climatique*. IFPRI Research Monograph.

Jones, J. W., Hansen, J. W., Royce, F. S., and Messina, C. D. (2000). Potential benefits of climate forecasting to agriculture. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 82(1-3), 169–184.

Jolliffe, I.T. and D.B. Stephenson (eds.), 2012: *Forecast Verification: A Practitioner’s Guide in Atmospheric Science*. Chichester, Wiley, Chichester.

Katz, R. W., and Murphy, A. H. 1997: *Economic Value of Weather and Climate Forecasts*. Cambridge University Press, 222 pp.

Kopp, R. J., Pommerehne, W. et Schwarz, N., 1997. Détermination de la valeur des biens non marchands Biens : aspects économiques, psychologiques et politiques pertinents des méthodes d'évaluation contingente. Éditeurs académiques Kluwer, Boston.

Lauret, P., David, M. et Pinson, P. (2019). Verification of solar irradiance probabilistic forecasts. In : *Solar Energy* 194, p. 254-271

Le Gal La Salle J. (2021). *Qualité et valeur des prévisions solaires probabilistes*. Thèse de Doctorat, Université de La Réunion, 224p.

Le HOUÉROU, H.N. & POPOV, G.F., 1981. An eco-climatic classification of intertropical Africa. *Plant Production and Protection Paper n° 31*. FAO, Rome.

- Mabe, F.N., Nketiah, P., Darko, D., 2014. Farmers' willingness to pay for weather forecast information in the Savelugu Nanton municipality of the Northern region. *RJOAS* 12 (36), 34–44.
- Mason, S. J. (2018). Guidance on verification of operational seasonal forecasts. Technical report, World Meteorological Organization, Commission for Climatology XIV Technical Report, 81 pp.
- Mason, S.J., 2012: Seasonal and longer-range forecasts. In: *Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science* (I.T Jolliffe and D.B. Stephenson, eds.). Chichester, Wiley:31–59. Doi: 10.1002/9781119960003.ch3.
- Mason, S.J. and A.P. Weigel, 2009: A generic forecast verification framework for administrative purposes. *Monthly Weather Review*, 139:331–349.
- Meza, F.J., Hansen, J.W., Osgood, D., 2008. Economic value of seasonal climate forecasts for agriculture: review of ex-ante assessments and recommendations for future research. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* 47 (5), 1269–1286. <https://doi.org/10.1175/2007JAMC1540.1>.
- Murphy, A.H. (1966). A note on the use of probabilistic predictions and the probability score in the cost–loss ratio decision situation. *Journal of Applied Meteorology*, 5:534–537.
- Murphy, A.H. (1969). On the “ranked probability score”. *Journal of Applied Meteorology*, 8:988–989.
- Murphy, A.H. (1970). The ranked probability score and the probability score: A comparison. *Monthly Weather Review*, 98:917–924.
- Murphy, A.H. (1971). A note on the ranked probability score. *Journal of Applied Meteorology*, 10:155–156.
- Murphy, A. H. (1973). A new vector partition of the probability score. *Journal of Applied Meteorology*, 12:595–600.
- Murphy, A.H. (1991). Forecast verification: Its complexity and dimensionality. *Monthly Weather Review*, 119:1590–1601.
- Murphy, A.H. (1993). What is a good forecast? An essay on the nature of goodness in weather forecasting. *Weather Forecasting*, 8:281–293.
- Nicholson, S. E., Funk, C., and Fink, A. H. (2018). Rainfall over the African continent from the 19th through the 21st century. *Global and Planetary Change*, 165, 114–127.
- OCDE/FAO (2016). Perspectives agricoles de l'OCDE et de la FAO 2016-2025. Perspectives agricoles de l'OCDE et de la FAO. OCDE et FAO, 226p.
- Ogallo, L., P. Bessemoulin, J. P. Ceron, S. Mason, and S. J. Connor, 2008: Adapting to

climate variability and change: The Climate Outlook Forum process. WMO Bull., 57 (2), 93–102.

Ogutu, G., Wietse, F., Iwan, S., Omondi, P. et Hutjes, R. (2018). Probabilistic maize yield prediction over East Africa using dynamic ensemble seasonal climate forecasts. In: *Agricultural and forest meteorology* 250, p. 243-261.

Ouédraogo, M., Barry, S., Zougmore, R. B., Partey, S. T., Somé, L. et Baki, G. (2018). Farmers' Willingness to Pay for Climate Information Services: Evidence from Cowpea and Sesame Producers in Northern Burkina Faso. Available at: <https://doi.org/10.3390/su10030611>.

Palmer, T. N., 2000: Predicting uncertainty in forecasts of weather and climate. *Rep. Prog. Phys.*, 63, 71–116.

Parker, D. J., Diop-Kane, M., and Lafore, J.-P. (2018). *Météorologie de l'Afrique de l'Ouest tropicale : le manuel du prévisionniste*. EDP sciences, Les Ulis.

Pfister L., Wagner, C., Vansuypeene, E., Drogue, G. & Hoffmann, L. (2005). *Atlas climatique du grand-duché de Luxembourg*. – Musée national d'histoire naturelle, Société des naturalistes luxembourgeois, Centre de recherche public-Gabriel Lippmann, Administration des services techniques de l'agriculture, Luxembourg, 80 p. pp. 2–3.

Pinson, P., McSharry, P. et Madsen, H. (2010). Reliability diagrams for non-parametric density forecasts of continuous variables: Accounting for serial correlation. en. In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 136.646, p. 77-90.

Rezki, L. 2008. *Modèle d'Évaluation Économique de Type Analyse Coûts-Avantages Par Rapport de Stage Présenté à l'ENAP, Option Pour Analystes Évaluation de Programmes Publics Montréal. Rapport de Stage*.

Rollins, K. S. and Shaykewich, J. (2003). Using Willingness-to-Pay to Assess the Economic Value of Weather Forecasts for Multiple Commercial Sectors.” *Meteorological Applications* 10(1):31–38. doi: 10.1017/S1350482703005048.

Roudier, P., Sultan, B., Quirion, P., Baron, C., Alhassane, A., Traoré, S. B., and Muller, B. (2012). An ex-ante evaluation of the use of seasonal climate forecasts for millet growers in SW Niger. *International Journal of Climatology*, 32(5), 759-771.

Roulston, M.S. and Smith, L.A. (2002). Evaluating probabilistic forecasts using information theory. *Monthly Weather Review*, 130:1653–1660.

Singla, S. (2012). *Prévisibilité des ressources en eau à l'échelle saisonnière en France*. Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, p. 229.

- Sultan, B., Roudier, P., and Quirion, P. (2013). Les bénéfices de la prévision saisonnière pour l'agriculture en Afrique de l'ouest. *Science Et Changements Planétaires/Sécheresse*, 24(4), 304-313.
- Tall, A., Coulibaly, J.Y. and Diop, M. (2018). Do climate services make a difference? A review of evaluation methodologies and practices to assess the value of climate information services for farmers: Implications for Africa. *Climate Services*, 11(May), pp. 1–12. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2018.06.001>.
- Tinni, H. S., Alhassane, A., Lona, I. and Bouzou, M. I. (2021). Analyse de l'évolution spatio-temporelle des dérivés pluviométriques caractérisant la saison agricole au Sahel-Central. *Afrique SCIENCE*, 19(6), pp. 102–121.
- Tinni, H. S., Alhassane, A., Aissatou, S., Traore, B. S., Lona, I. and Bouzou, M. I. (2023). Evaluation of the Impact of Seasonal Agroclimatic Information Used for Early Warning and Farmer Communities' Vulnerability Reduction in Southwestern Niger. *Climate*, 11(2), pp. 1–13. Available at: <https://doi.org/10.3390/cli11020031>.
- United Nations (2020). Climate change in Africa can destabilize "countries and entire regions. <https://news.un.org/en/story/2022/09/1126221>.
- WCRP (2017). Forecast Verification methods across time and space scales. 7th International Verification Methods Workshop, 3-10 May 2017 Berlin, Germany Presentations and tutorials <https://www.cawcr.gov.au/projects/verification/>
- Weigel, A.P. and Mason, S.J. (2011). The generalized discrimination score for ensemble forecasts. *Monthly Weather Review*, 139:3069–3074.
- Weijis, S. V., van Nooijen, R., and van de Giesen, N. (2010). Kullback–Leibler Divergence as a Forecast Skill Score with Classic Reliability–Resolution–Uncertainty Decomposition. *Monthly Weather Review*, 138(9) :3387–3399.
- WILKS, D. S. (1995). Méthodes statistiques dans les sciences de l'atmosphère : une introduction. Presse académique, 467 p.
- WILKS, D. S. (2002). Realizations of daily weather in forecast seasonal climate. *Journal of Hydrometeorology*, 3(2):195–207.
- WILKS, D. S. (2011). Statistical methods in the atmospheric sciences. 3rd ed. Elsevier, 676 p.
- WILKS, D. S. et WILBY, R. L. (1999). The weather generation game: a review of stochastic weather models. *Progress in physical geography*, 23(3):329–357.
- Wilks, D.S. and A.H. Murphy, 1998: A case study of the use of statistical models in forecast verification: Precipitation probability forecasts. *Weather Forecasting*, 13:795–810

WMO (2020). Guidance on operational practices for objective seasonal forecasting. Technical report, World Meteorological Organization Geneva, Switzerland, 106p.

Ziervogel, G., Calder, R. (2003). Climate variability and rural livelihoods: assessing the impact of seasonal climate forecasts in Lesotho. *Area* 35 (4), 403–417. <http://dx.doi.org/10.1111/j.0004-0894.2003.00190.x>.

Zongo, B., Diarra, A., Barbier, B., Zorom, M., Yacouba, H., & Dogot, T. (2016). Farmers' perception and willingness to pay for climate information in Burkina Faso.

Annexes

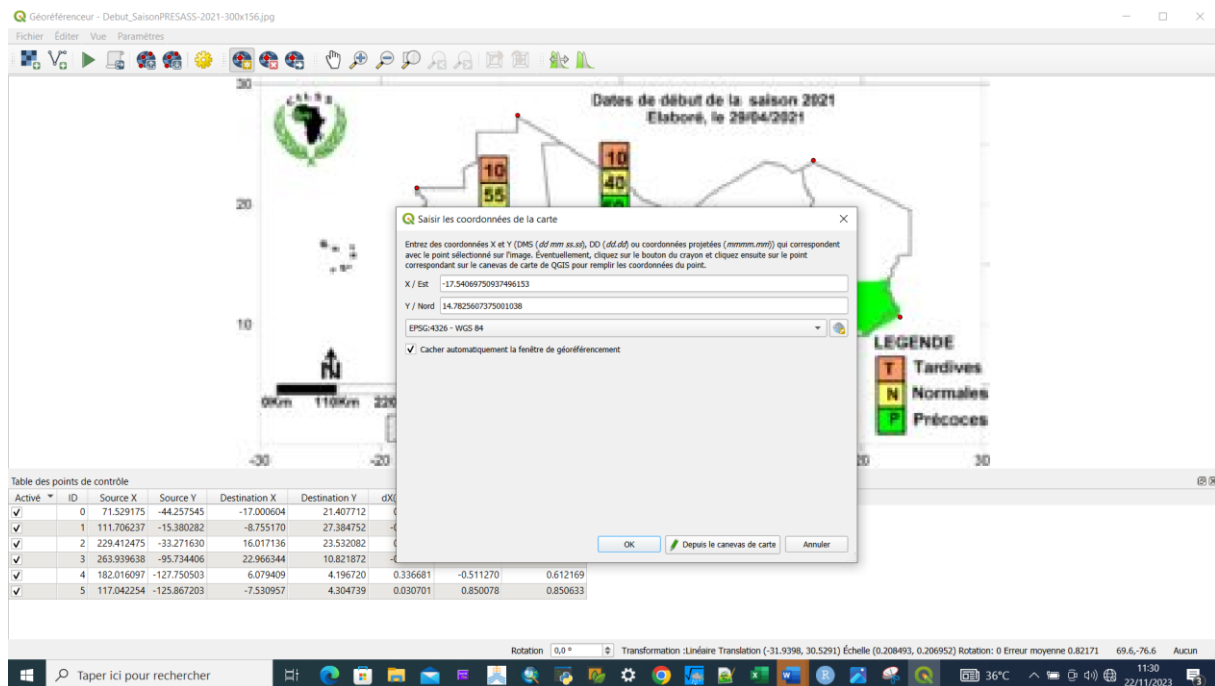
Processus bien détaillé de la numérisation de la carte de prévision saisonnière de la date de début de saison 2021 issue du forum régional

Après l'ouverture du logiciel QGIS dans Couche ajouter couche vectrice pour importer la couche Shapefile de l'Afrique de l'ouest sahel qui constitue la carte primitive doter de coordonnées.

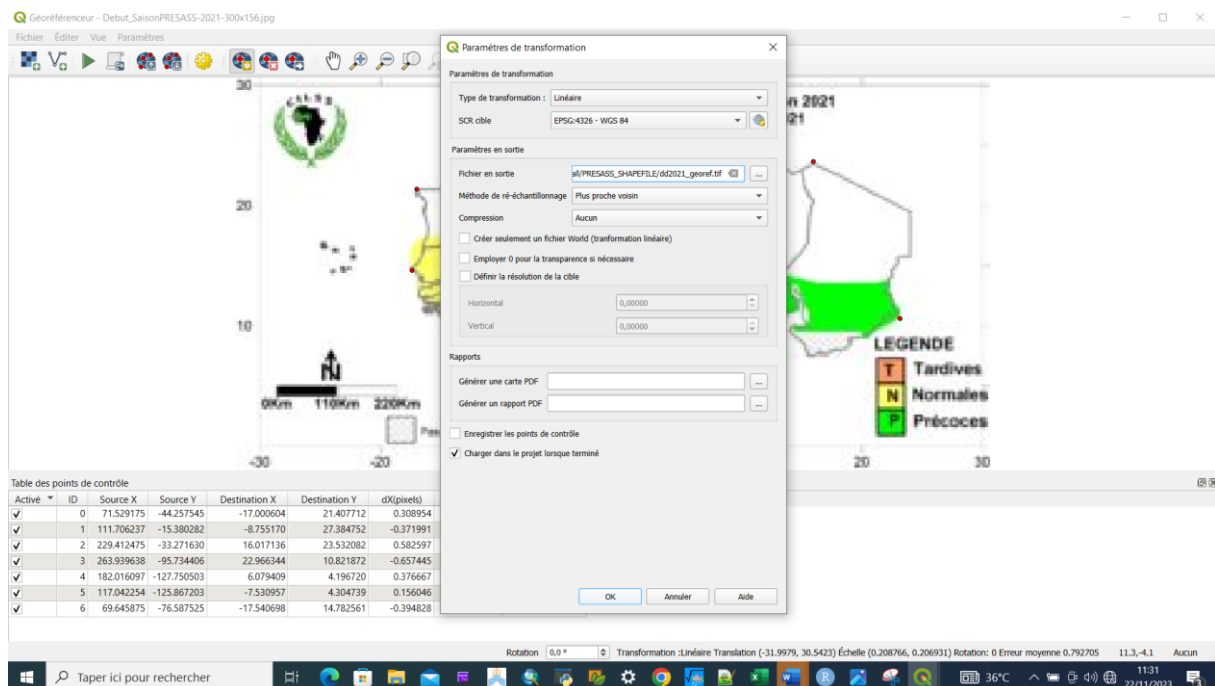
Après nous allons géoréférencé notre image JPG qui est la carte de prévision saisonnière de la date de début de saison 2021 issue du forum régional en attribuant les coordonnées de la carte primitive.



Après dans couche, aller dans géoréférencement puis ouvrir raster et chercher l'image

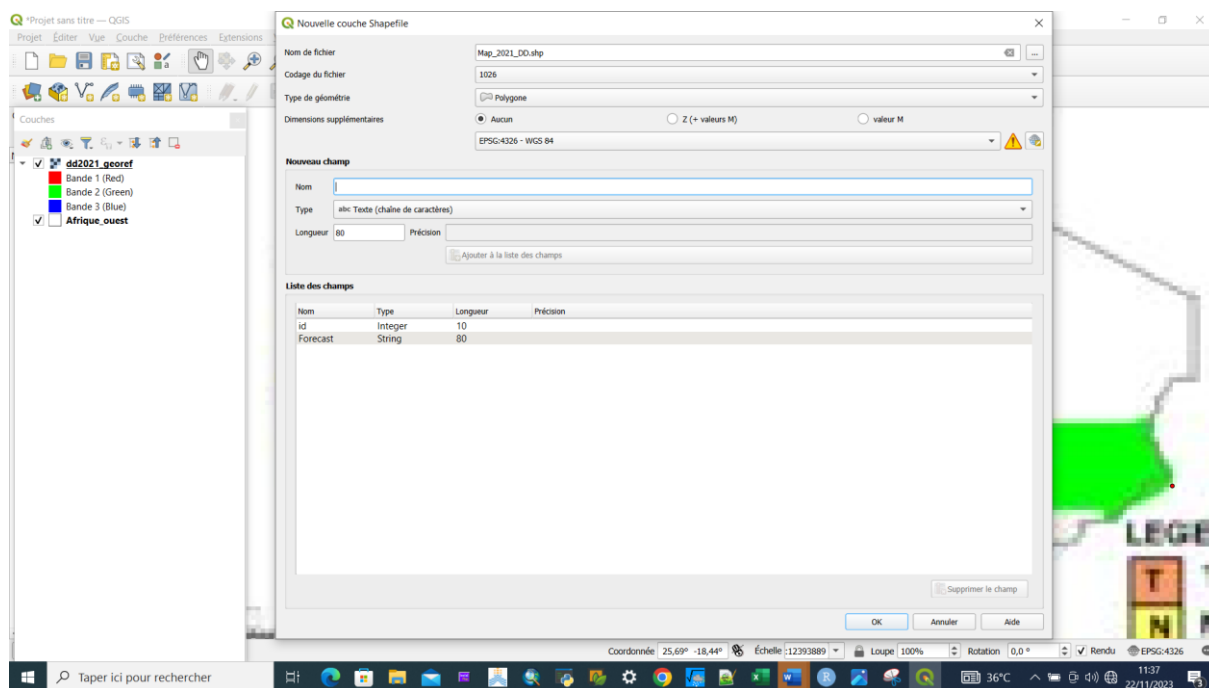



Après dans paramètres choisir le type de transformation linéaire, la méthode de rééchantillonnage plus proche voisin et le système de coordonnées et enregistré sous le format .tif.




Débuter le type de géoréférencement tout en précisant dans paramètres le type de transformation.

Pour chaque entité on créer d'abord la géométrie puis on renseigne les attributs.

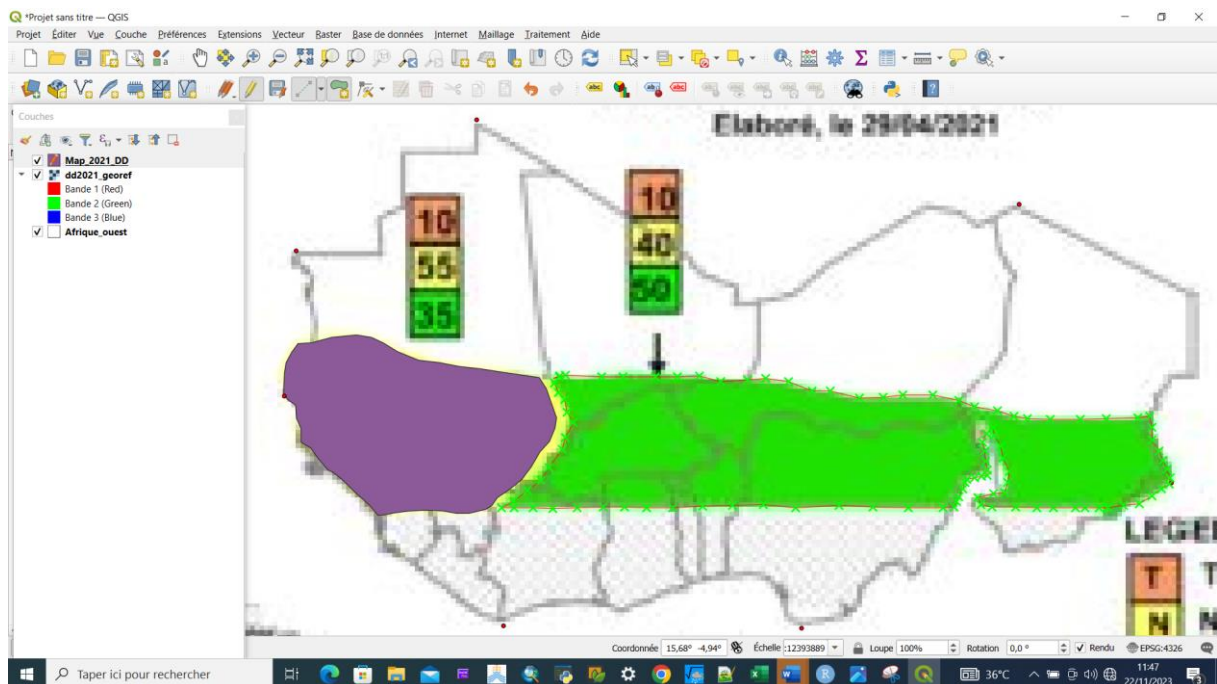
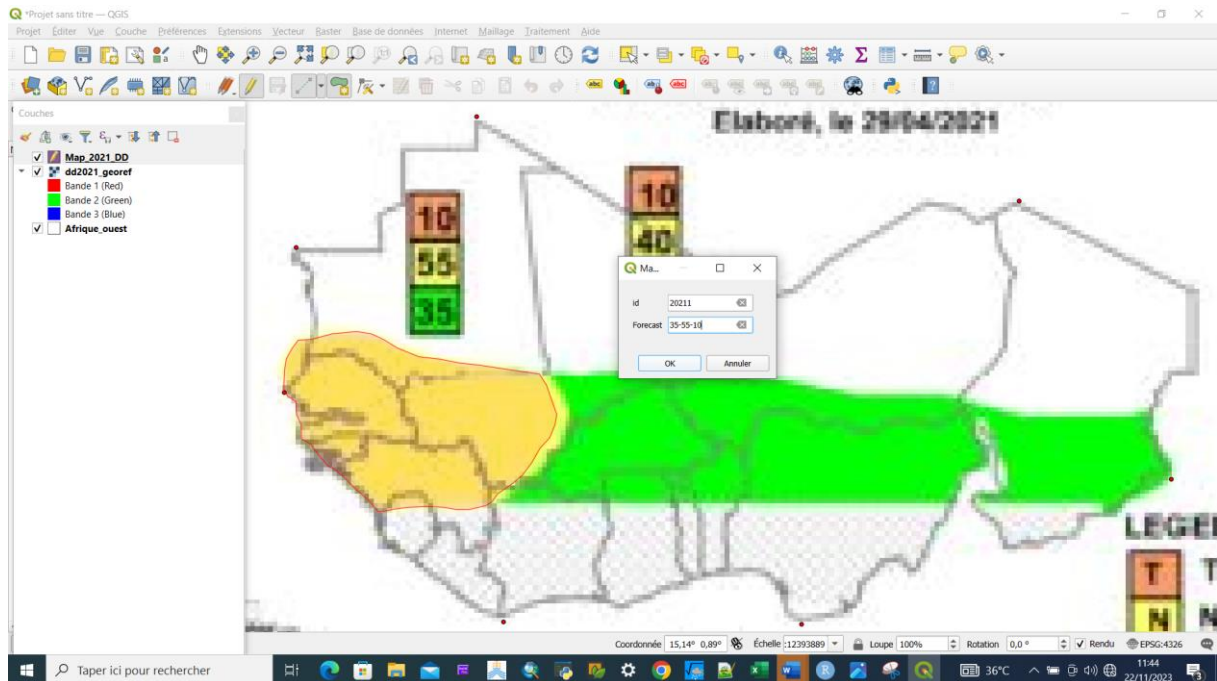


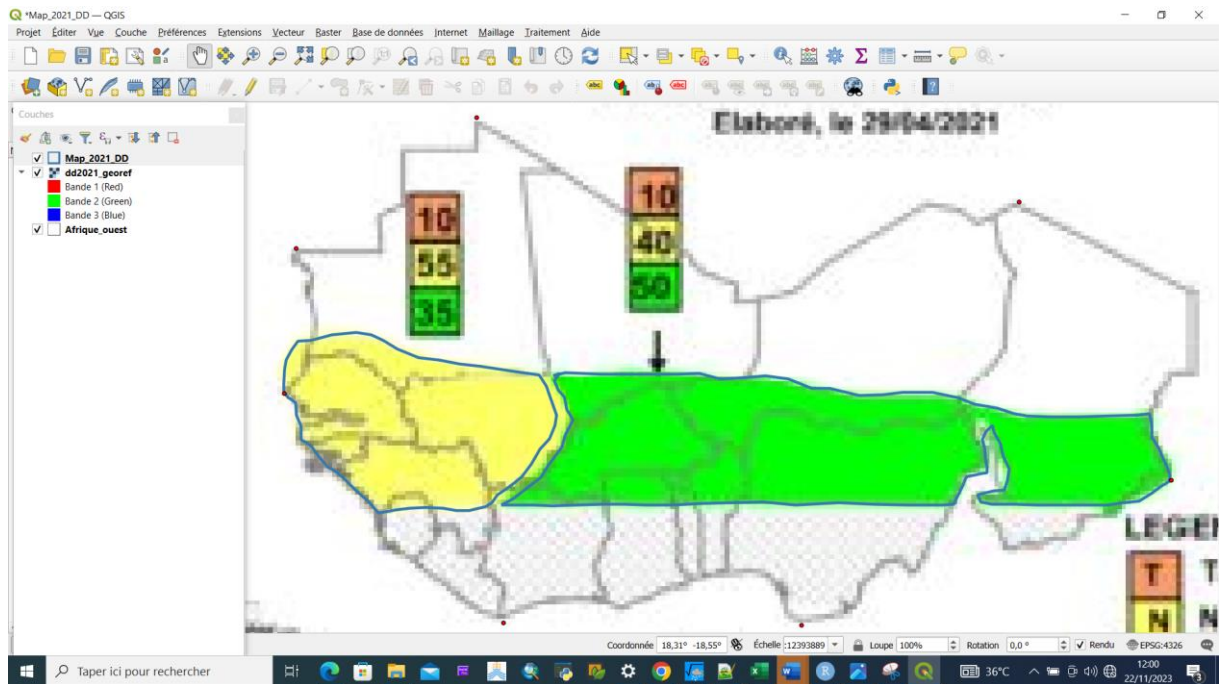
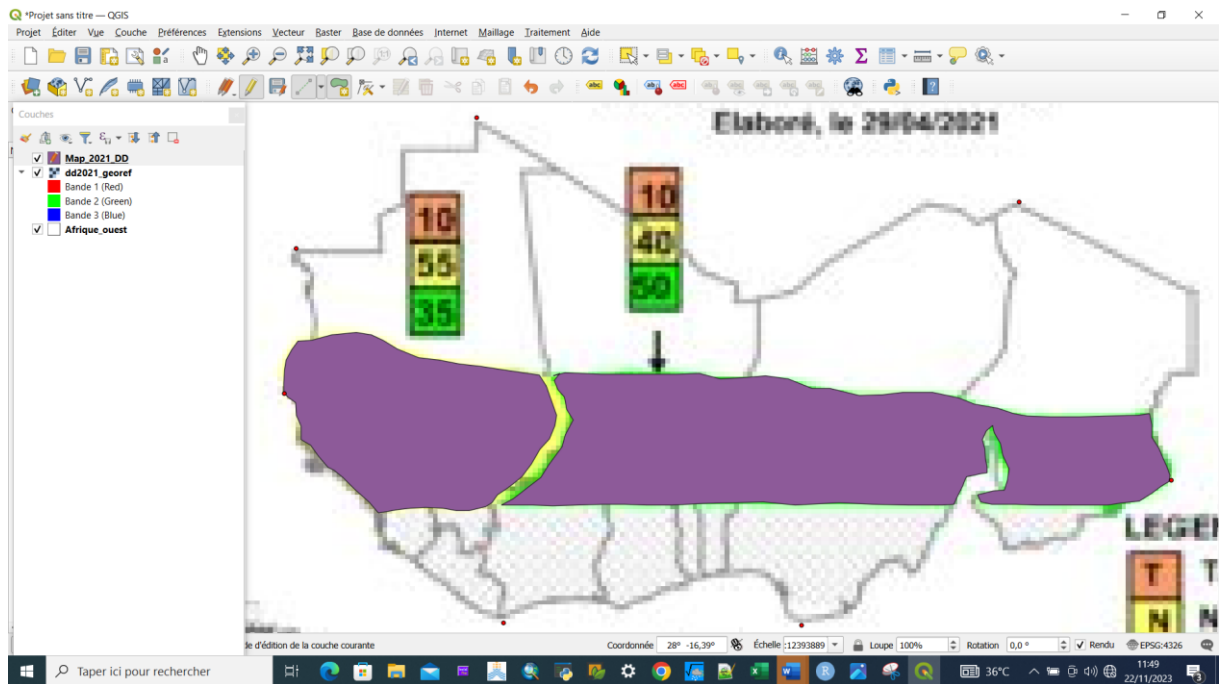
Pour éditer des objets il faut ouvrir le mode édition : clic sur la couche nouvellement créer et « basculer en mode édition » ou utiliser le bouton de la barre d'outils pour lancer ou stopper l'édition 

Des marqueurs apparaissent sur les sommets et de nouveaux outils deviennent disponibles.

Cliquer sur « Ajouter une entité » : puis dessiner l'objet, terminer la digitalisation en faisant un clic droit. Il faut d'abord dessiner l'objet, puis renseigner son identifiant. 

Pour numériser, il suffit de faire des clics gauches pour ajouter des points. Lorsque tous les points ont été créés un clic droit permet de clôturer la géométrie. La fenêtre des attributs apparaît alors, ce qui permet d'entrer les informations sur l'entité **Forecast** créée par exemple





Puis à la fin on enregistre sous le format.qgz